



TESIS - KI 142502

**INISIALISASI KLASSTER BERBASIS VARIAN
MAKSIMUM TERNORMALISASI PADA *FUZZY C-
MEANS* UNTUK SEGMENTASI SEL DARAH PUTIH
PADA CITRA MIKROSKOPIS LEUKEMIA**

Sarimuddin
NRP. 5114201067

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom., M.Kom.
Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN KOMPUTASI CERDAS DAN VISUALISASI
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016

[Halaman ini sengaja dikosongkan]



TESIS - KI 142502

The Cluster Initialization Based Maximum Variance Normalized in Fuzzy C-Means for Segmentation of White Blood Cells in Leukemia Microscopic Image

Sarimuddin
NRP. 5114201067

SUPERVISOR
Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom, M.Kom.
Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom.

MAGISTER PROGRAM
INTELLIGENCE COMPUTATIONAL AND VISUALIZATION
DEPARTMENT OF INFORMATIC ENGINEERING
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER SURABAYA
2016

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

Telah disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Komputer (M.Kom)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

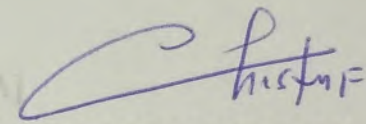
Oleh:
Sarimuddin
NRP. 5114201067

Dengan Judul :
Inisialisasi Klaster Berbasis Varian Maksimum Ternormalisasi Pada *Fuzzy C-Means* Untuk Segmentasi Sel Darah Putih Pada Citra Mikroskopis Leukemia

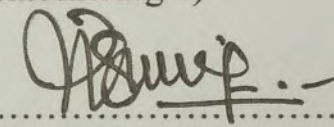
Tanggal Ujian:
Periode Wisuda: September 2016

Disetujui oleh:

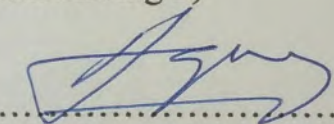
Dr.Eng. Chastine Fatichah, S.Kom, M.Kom
NIP. 19751220 200112 2 002


.....
(Pembimbing 1)

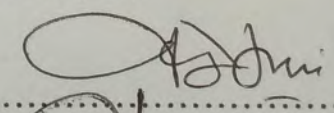
Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom
NIP. 19710428 199412 2 001


.....
(Pembimbing 2)

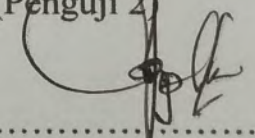
Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom
NIP. 19720809 199512 1 001


.....
(Penguji 1)

Anny Yuniarti, S.Kom., M.Comp.Sc
NIP. 19810622 200501 2 002

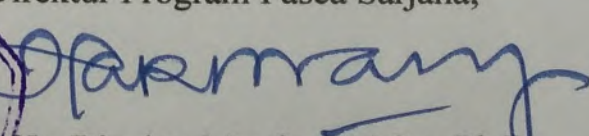

.....
(Penguji 2)

Arya Yudhi Wijaya, S.Kom., M.Kom
NIP. 19840904 201012 1 002


.....
(Penguji 3)



Direktur Program Pasca Sarjana,


Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.
NIP. 19602021987011001

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

Inisialisasi Klaster Berbasis Varian Maksimum Ternormalisasi Pada *Fuzzy C-Means* Untuk Segmentasi Sel Darah Putih Pada Citra Mikroskopis Leukemia

Nama mahasiswa : Sarimuddin
NRP : 5114201067
Pembimbing I : Dr.Eng.Chastine Fatichah,S.Kom,M.Kom.
Pembimbing II : Dr. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom.

ABSTRAK

Leukemia adalah salah satu jenis kanker darah yang dapat menyebabkan kematian. Penyakit ini ditandai dengan produksi sel darah putih berlebih yang menyebabkan fungsi normal darah menjadi terganggu. Untuk itu diperlukan deteksi dini penyakit ini yang salah satunya dengan menganalisis bentuk, populasi dan jenis sel darah putih pada citra mikroskopis sel darah. Segmentasi menjadi tahapan terpenting untuk mengidentifikasi jenis sel darah putih penyakit leukemia. Hanya saja perbedaan kondisi pada saat citra mikroskopis sel darah putih diamati seperti konsentrasi, suhu dan lama pewarnaan menyebabkan variasi pewarnaan (*staining*). Sel darah putih yang terdiri dari inti sel dan sitoplasma seringkali membentuk region dengan batasan yang tidak jelas sehingga sulit membedakan jenis penyakit leukemia. FCM (*Fuzzy C-Means*) merupakan satu dari sekian metode klaster yang mampu melakukan pemisahan inti sel dan sitoplasma terhadap *background*. Kelemahan dari FCM adalah pemilihan nilai inisialisasi secara acak yang memungkinkan terjebak pada lokal optima, sehingga dapat menyebabkan hasil segmentasi kurang akurat.

Penelitian ini mengusulkan sebuah metode inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) pada *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk segmentasi sel darah putih pada citra mikroskopis leukemia. IKVMT digunakan untuk inisialisasi klaster pada FCM berbasis varian maksimum dari dimensi fitur data *point*. Selanjutnya, FCM melakukan klasterisasi citra berdasarkan inisialisasi klaster IKVMT hingga diperoleh hasil klaster yang dapat memisahkan inti sel dan sitoplasma terhadap *background* citra.

Dalam skenario ujicoba, dataset diperoleh dari berbagai sumber yang memiliki variasi warna beragam dengan total 35 citra sel darah putih. Dataset diolah berdasarkan metode yang diusulkan dengan menggunakan pendekatan *relative foreground area error* (RAE) dan *misclassification error* (ME) sebagai hasil evaluasi segmentasi citra. Berdasarkan pengujian metode usulan, diperoleh hasil segmentasi sel secara keseluruhan dengan rata-rata RAE mencapai 4,2807 dan ME mencapai 0,6081 sedangkan segmentasi inti sel dengan rata-rata untuk keseluruhan citra adalah RAE mencapai RAE 3,856, ME 0,53. Untuk efisiensi waktu eksekusi rata-rata metode usulan berkisar antara 12,30 detik. hasil ini menunjukkan bahwa metode akurat dan *robust* dan efisien terhadap masalah akibat variasi pewarnaan sebelum masuk ke tahapan klasifikasi.

Kata kunci: Leukemia, *Fuzzy C-Means*, Segmentasi

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

The Cluster Initialization Based Maximum Variance Normalized in Fuzzy C-Means for Segmentation of White Blood Cells in Leukemia Microscopic Image

Student Name : Sarimuddin
NRP : 5114201067
Supervisor : Dr.Eng.Chastine Fatichah,S.Kom,M.Kom.
Co-Supervisor : Dr. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom.

ABSTRACT

Leukemia is a type of blood cancer that can cause death. This disease characterized by excessive production of white blood cells that cause impaired blood function. Early detection is needed by analyzing the shape, populations and types of white blood cells on microscopic images of blood cells. Segmentation becomes the most important stages to identify the type of leukemia. The differences of an observed microscopic image of white blood cells like concentration, temperature, and staining can cause variations in coloring (staining). White blood cells are made up of the nucleus and cytoplasm that usually be a region form with no clear boundaries, so difficult to distinguish between types of leukemia. FCM (Fuzzy C-Means) is one of several methods to cluster that capable to performing the separation of nucleus and the cytoplasm from the background. The weakness of the FCM is the selection of random initialization values that can be trapped in local optima, which can result inaccurate segmentation results.

This study proposes a cluster initialization method based on normalized maximum variance (IKVMT) on Fuzzy C-Means (FCM) for segmentation of white blood cells in the microscopic image of leukemia. IKVMT used to initialize the FCM-based cluster at the maximum variant of dimensional data feature point. Furthermore, FCM clustering the image based on IKVMT to obtain results that can separate the nucleus and the cytoplasm from the background image.

In the test scenario, the dataset was obtained from various sources which have a variety of color variations with a total 35 images of white blood cells. Dataset processed by the proposed method using foreground area relative error (RAE) and the misclassification error (ME) as a result of the evaluation of image segmentation. Based on the testing, the results of the overall segmentation obtained an average of RAE is 4.2807 and an average of ME is 0.6081, while the segmentation of nucleus for all image an average of RAE is 3.856 and an average of ME is 0,53. The average time efficiency of the proposed method is 12,30 seconds. These results indicate that the method is accurate, robust and efficient to the problems due to variations in coloration before entering the stage classification.

Key words: Leukemia, Fuzzy C-Means, Segmentation

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR ISI

ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Kontribusi Penelitian	4
1.5 Tujuan dan Manfaat	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	7
2.1 Leukemia	7
2.2 Citra Mikroskopis Sel Darah	8
2.3 Segmentasi Citra Mikroskopis Leukemia	9
2.4 Ruang Warna	10
2.4.1 Red Green Blue (RGB)	10
2.4.2 Hue Saturation Value (HSV)	11
2.5 Morfologi	12
2.5.1 Dilasi	14
2.5.2 Erosi	14
2.5.3 Opening	15
2.5.4 Closing	15
2.6 Inisialisasi Klaster berdasarkan Varian Maksimum (IKVM)	16
2.7 Algoritma <i>Fuzzy C-Means</i> (FCM)	17
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	19
3.1 Tahapan Penelitian	19
3.2 Studi Literatur	19
3.3 Desain Sistem	20
3.3.1 Dataset Citra Mikroskopis Leukemia	21
3.3.2 ROI Objek Menggunakan Operasi Morfologi	22
3.3.3 Pembersihan Sel Darah Putih Abnormal dan Tepi	25
3.3.4 Inisialisasi Klaster Berbasis Varian Maksimum Ternormalisasi (IKVMT)	28
3.3.4.1 Normalisasi Varian Data	28
3.3.4.2 Inisialisasi Klaster Berbasis Varian Maksimum	31
3.3.5 Klasterisasi Menggunakan <i>Fuzzy C-Means</i>	32
3.3.6 Menentukan Objek Dari Hasil Klaster	34
3.3.7 Uji Coba dan Analisis	37
3.3.8 Skenario Uji Coba	37
3.3.9 Analisis Hasil	37
BAB 4 UJI COBA DAN ANALISIS HASIL	39
4.1 Spesifikasi Sistem	39

4.2	Data Uji Coba.....	39
4.3	Skenario Uji Coba Penentuan ROI menggunakan Morfologi.....	39
4.4	Uji Coba Pembersihan Sel Darah Putih Abnormal dan Tepi	41
4.5	Uji Coba Klasterisasi FCM Dengan Menggunakan IKVMT.....	42
4.6	Uji Coba Penentuan Sel Darah Putih Berdasarkan Hasil Klaster	43
4.7	Skenario Uji Coba	43
4.7.1	Skenario Uji coba Inisialisasi Klaster.....	44
4.7.2	Skenario Uji Coba Kinerja Segmentasi	46
4.7.3	Skenario Hasil Efisiensi Segmentasi	48
4.8	Pembahasan Hasil.....	49
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		55
DAFTAR PUSTAKA.....		57
Lampiran 1.....		59
Lampiran 2.....		63
Lampiran 3.....		69
Lampiran 4.....		71
Lampiran 5.....		73
Lampiran 6.....		75
Lampiran 7.....		77
Lampiran 8.....		79
Lampiran 9.....		81
Lampiran 10.....		83
Lampiran 11.....		89
Lampiran 12.....		95
Lampiran 13.....		99
BIOGRAFI PENULIS		103

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Citra darah akibat proses pewarnaan a) ALL b) AML c) CLL d) CML	9
Gambar 2.2 Representasi dari ruang warna RGB	10
Gambar 2.3 Representasi dari ruang warna HSV	11
Gambar 2.4. Strukturing Elemen	13
Gambar 2.5. Himpunan Objek A dan dilasi oleh himpunan A struktur elemen B	14
Gambar 2.6. Himpunan Objek A dan erosi oleh himpunan A struktur elemen B	14
Gambar 2.7. Transformasi pembukaan dimulai dari erosi kemudian dilasi	15
Gambar 2.8. Transformasi penutupan dimulai dari dilasi kemudian erosi	16
Gambar 2.9 a) Urutan data berdasarkan <i>varians maksimum</i> b) Inisialisasi pusat kluster	16
Gambar 3.1 Tahapan penelitian	19
Gambar 3.2 Diagram sistem segmentasi sel darah putih citra	20
mikroskopis leukemia	20
Gambar 3.3 Citra sel darah putih mikroskopis leukemia	22
Gambar 3.4 Hasil konversi citra RGB kedalam HSV	23
Gambar 3.5 <i>Flowchart</i> penentuan ROI Hasil Morfologi	24
Gambar 3.6 <i>Flowchart</i> pembersihan sel darah putih abnormal dan tepi	26
Gambar 3.7 Hasil citra ROI sel	27
Gambar 3.8 a) fitur data <i>point</i> pada tiap kanal (RGB) b) hasil normalisasi varian data	29
Gambar 3.9 <i>Flowchart</i> Normalisasi Varian Data	30
Gambar 3.10 a) Data Background b) Data Objek	31
Gambar 3.11 <i>Flowchart</i> inisialisasi kluster berbasis varian maksimum	32
Gambar 3.12 <i>Flowchart</i> klusterisasi menggunakan FCM berdasarkan IKVMT ..	33
Gambar 3.13 <i>Flowchart</i> penentuan sel darah putih berdasarkan hasil kluster	35
Gambar 4.1 Penentuan Parameter ROI menggunakan Morfologi	40
Gambar 4.2 (a) Citra hasil operasi morfologi (b) Hasil pembersihan sel darah putih abnormal dan tepi	41
Gambar 4.3 Hasil klusterisasi FCM menggunakan IKVMT	42
Gambar 4.4 Penentuan objek berdasarkan hasil kluster (a) Hasil kluster dengan FCM-IKVT (b) Hasil Segmentasi sel darah putih	43
Gambar 4.5 Grafik perbandingan jumlah iterasi IKVT-FCM dan FCM	45
Gambar 4.6 Grafik perbandingan RAE metode IKVT-FCM dan FCM	46
Gambar 4.7 Grafik perbandingan ME metode IKVT-FCM dan FCM	48
Gambar 4.8 Grafik waktu eksekusi segmentasi IKVT-FCM dan FCM	48
Gambar 4.9 (a) Pembersihan sel darah putih abnormal dan tepi (b) Hasil pembersihan sel darah putih	50
.....	50
Gambar 4.10 Penentuan objek berdasarkan hasil kluster (a) Hasil kluster dengan FCM-IKVT (c) Hasil Segmentasi (c) <i>Groundtruth</i>	53

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 : Rentang nilai HSV	12
Tabel 4.1 Perbandingan antara inisialisasi klaster IKVMT dan FCM	44
Tabel 4.2 Rata-rata intensitas sel darah putih	44

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Leukemia adalah salah satu penyebab utama kematian di antara beberapa jenis kanker. Umumnya, jenis kanker ini banyak diderita oleh anak-anak dan dewasa muda di bawah usia 20 tahun. Secara umum dikenal sebagai kanker darah. Diperkirakan 350.000 orang teragnosis leukemia setiap tahunnya mencapai angka kematian sekitar 257.000 per tahun. Sehingga perlu dilakukan penanganan serius mengenai penyakit tersebut. Meskipun penyakit tersebut dapat diobati, tetapi proses diagnosa penyakit tersebut harus dilakukan dengan sangat teliti. Untuk mendiagnosis penyakit ini, dibutuhkan ahli patologi untuk melakukan proses indikatif, evaluasi jumlah dan kematangan sel yang berbeda dalam darah (Fatma, 2014).

Manusia normal memiliki 3 jenis sel darah yaitu sel darah merah (*erythrocyte*), sel darah putih (*leukocyte*) dan keping darah. Umumnya, sel darah merah memiliki bentuk yang sederhana dan mirip. Sel darah putih dibagi menjadi lima kelompok: *neutrofil*, *eosinofil*, *basofil*, *monosit* dan *limfosit*. Kelompok-kelompok ini berbeda pada tesktur, warna, ukuran, morfologi dan sitoplasma. Bidang medis menganalisis darah manusia dengan mikroskop. Diagnosa penyakit leukemia dilakukan oleh ahli patologi dengan melakukan pengamatan pada bentuk, populasi dan jenis sel darah. Konsentrasi, lama pewarnaan, dan perbedaan suhu dapat menyebabkan warna pada citra mikroskopis leukemia menjadi beragam (Huang, 2012). Cara manual ini memakan waktu, membosankan dan rentan terhadap kesalahan.

Pada saat ini, terdapat beberapa penelitian sistem otomatis yang dapat mendeteksi penyakit leukemia melalui citra mikroskopis. Sistem pendeteksian penyakit leukemia otomatis umumnya terdiri dari empat tahap yaitu *preprocessing*, segmentasi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Tahap segmentasi pada sistem ini merupakan tahap yang krusial. Keberhasilan deteksi penyakit erat kaitannya dengan keakuratan segmentasi, karena semakin akurat hasil segmentasi untuk memisahkan

objek dan *background*, maka semakin banyak informasi yang bisa dibangun dan dikembangkan ketahap identifikasi jenis penyakit leukemia.

Secara umum metode segmentasi sel darah putih penyakit leukemia menggunakan teknik klasterisasi, *thresholding*, operasi morfologi dan kombinasi dari beberapa metode. Metode *thresholding* tidak cocok untuk jenis citra yang mempunyai keragaman variasi warna. Operasi morfologi sangat tergantung pada struktur objek (Madhloom dkk, 2012). Metode klasterisasi direpresentasikan dalam bentuk pola dan setiap pikselnya didasarkan kemiripan jarak. Permasalahan teknik klasterisasi terletak pada penentuan inisialisasi titik pusat klaster awal, waktu lama dan terjebak dalam lokal optima (Waleed, dkk, 2014).

(Scotti, 2006) menggunakan klasterisasi warna pada ruang warna $L^*a^*b^*$ secara *unsupervised*. Percobaan tersebut efektif dalam melakukan segmentasi sel, tetapi bermasalah pada citra variasi pewarnaan. (Wang, dkk, 2009) dan (Viswanathan, 2015) melakukan klasterisasi warna berdasarkan warna-warna yang dimiliki oleh sel darah merah, sel darah putih dan keping darah menggunakan *Fuzzy C-Means* (FCM). Algoritma *Fuzzy* ini memiliki kemampuan untuk memecahkan masalah batas yang tidak jelas antar objek.

FCM adalah sebuah teknik klasterisasi yang sederhana dan mudah dalam mengaplikasikannya. Namun pemilihan nilai inisialisasi secara acak yang dilakukan oleh FCM memungkinkan akan terjebak pada lokal optima, sehingga penentuan titik pusat klasternya menjadi kurang optimal. Nilai titik pusat klaster yang kurang optimal akan menyebabkan waktu komputasi lama dan konvergen pada lokal optima (Jitpakdee, 2014). Untuk mengatasi masalah tersebut dengan menggunakan teknik inisialisasi klaster yang tepat.

Terdapat beberapa penelitian tentang teknik inisialisasi titik pusat klaster dalam FCM. Beberapa diantara adalah *Firefly* (Alomoush, dkk. 2014) dan *Harmony Search* (Moh. Mandava. dkk, 2009). Algoritma tersebut mampu mendapatkan inisialisasi klaster yang optimal namun memiliki kelemahan pada kompleksitas yang tinggi, karena penentuan inisialisasi klasternya membutuhkan iterasi yang banyak.

Algoritma inisialisasi klaster berbasis varian maksimum (Al-daoud, 2007) hasilnya lebih baik dibandingkan dengan inisialisasi klaster secara acak oleh

metode *K-Means* standar pada dataset *random data point*. Hal ini karena dataset yang dibentuk *random data poin* memiliki banyak varian data. Salah satu dari tahapan algoritma ini yaitu mencari nilai median dengan varian maksimum data *point* yang kemudian diurutkan secara *ascending*. Segmentasi citra mikroskopis leukemia yang dilakukan oleh (Madhloom dkk, 2012) dapat menentukan antara daerah kandidat objek dan *background* (non objek). Akan tetapi berpengaruh pada dominasi salah varian data, karena semakin sedikit objek yang didapat maka semakin sedikit pula varian data *point* yang didapat. Dominasi salah satu varian data berakibat pada nilai median antar kelompok (*subset*) akan memiliki nilai data *point* yang sama. Sehingga tidak cocok diterapkan algoritma inisialisasi kluster berbasis nilai median secara langsung. Untuk itu diperlukan normalisasi varian data sebelum melakukan inisialisasi kluster.

Penelitian ini mengusulkan sebuah metode inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) pada *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk segmentasi sel darah putih pada citra mikroskopis leukemia. IKVMT digunakan untuk menentukan inisialisasi kluster pada FCM berdasarkan pencarian nilai median dari hasil normalisasi varian maksimum fitur data *point*. Intensitas citra RGB berdasarkan ROI objek dari hasil operasi morfologi yang dijadikan sebagai fitur data *point*. Selanjutnya, FCM melakukan segmentasi sel darah putih penyakit leukemia berdasarkan inisialisasi kluster IKVMT sehingga memperoleh hasil segmentasi yang dapat memisahkan inti sel dan sitoplasma terhadap *background* citra. Diharapkan metode yang diusulkan *robust* terhadap variasi pewarnaan citra mikroskopis leukemia serta waktu segmentasi yang efisien.

1.2 Perumusan Masalah

Dari latar belakang diatas didapatkan permasalahan sebagai berikut:

1. Bagaimana menentukan ROI objek citra sel darah putih pada citra mikroskopis Penyakit leukemia?
2. Bagaimana menentukan inisialisasi kluster sel darah putih berdasarkan fitur data *point* pada citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia dengan menggunakan IKVMT ?

3. Bagaimana melakukan Segmentasi sel darah putih citra mikroskopis leukemia dengan memanfaatkan inisialisasi klaster IKVMT yang diperoleh sebelumnya?
4. Bagaimana mengevaluasi kinerja metode IKVMT pada FCM?

1.3 Batasan Masalah

Permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini memiliki beberapa batasan sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan citra mikroskopis leukemia diambil dari berbagai sumber.
2. Jumlah dataset terdiri dari 35 citra mikroskopis darah putih penyakit leukemia dengan variasi pewarnaan, ukuran data beragam serta jenis citra RGB.
3. Masing-masing dataset merupakan citra bertipe JPG dengan multi objek.

1.4 Kontribusi Penelitian

Kontribusi pada penelitian ini adalah mengusulkan sebuah metode inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) pada *Fuzzy C-Means* (FCM) untuk segmentasi sel darah putih pada citra mikroskopis leukemia akibat variasi pewarnaan sehingga diharapkan mendapatkan inti sel dan sitoplasma yang lebih akurat.

1.5 Tujuan dan Manfaat

Tujuan dari penelitian ini adalah mengembangkan metode segmentasi dengan inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi pada *Fuzzy C-Means* pada citra mikroskopis leukemia untuk mendapatkan area inti sel dan sitoplasma secara otomatis. Hasil dari proses segmentasi ini diharapkan dapat digunakan sebagai informasi dan identifikasi jenis penyakit leukemia, sehingga membantu tim medis diagnosa penyakit leukemia menjadi lebih akurat dan efisiensi waktu.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan proposal tesis ini adalah:

1. **BAB I PENDAHULUAN.** Bab ini berisi pendahuluan yang menjelaskan latar belakang, perumusan masalah, batasan masalah, tujuan dan manfaat, kontribusi penelitian dan sistematika penulisan terkait dengan penelitian.
2. **BAB II KAJIAN PUSTAKA.** Bab ini berisi dasar-dasar teori dan kajian pustaka terkait penelitian, diantaranya leukemia, citra mikroskopis sel darah, segmentasi citra mikroskopis, ruang warna, morfologi, inialisasi klaster berdasarkan nilai median dengan varian maksimum dan algoritma *Fuzzy C-Means*.
3. **BAB III METODOLOGI PENELITIAN.** Bab ini berisi tahapan penelitian meliputi studi literatur, rancangan penelitian dan skenario pengujian terhadap penelitian ini.
4. **BAB IV UJI COBA DAN HASIL ANALISIS.** Bab ini berisi tahapan skenario uji coba metode usulan dan analisa hasil yang meliputi data uji coba, uji coba pembersihan sel darah putih abnormal dan tepi, klasterisasi menggunakan IKVMT dan uji coba penentuan sel darah Putih berdasarkan hasil klaster.
5. **BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.** Bab ini berisi tahapan menjelaskan tentang kesimpulan dan saran dari hasil penelitian.

[halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Leukemia

Leukemia merupakan kanker yang terjadi pada sel darah manusia. Penyakit ini ditandai dengan produksi sel darah putih berlebih dan tidak terkendali yang menyebabkan fungsi normal darah terganggu. Gejala umum yang ditimbulkan oleh penderita penyakit leukemia antara anemia, pendarahan, terserang infeksi nyeri tulang kesulitan bernapas dan lain sebagainya. Sel darah yang terkena leukemia akan sangat berbeda dengan sel darah normal. Sel darah yang memiliki penyakit tidak mampu berfungsi seperti layaknya sel darah normal. Hal ini mengakibatkan kekebalan tubuh akan terus menurun dan menyebabkan mudah terinfeksi oleh penyakit berbahaya.

Ada berbagai jenis penyakit leukemia atau kanker darah. Berdasarkan kecepatan perkembangannya, kanker ini dapat dikelompokkan menjadi dua yaitu tahap akut dan tahap kronis. Pada tahap akut berkembang dengan cepat akibat penambahan jumlah sel darah putih abnormal yang pesat dan penyebarannya kedalam aliran darah. Penyakit ini harus ditangani segera karena akan menyebabkan proses kematian yang lebih cepat. Sedangkan tahap kronis proses pengembangannya secara perlahan-lahan dan membutuhkan jangka waktu yang panjang. Penyakit ini cenderung tidak dirasakan segera melainkan membutuhkan waktu bertahun-tahun baru dapat diagnosis. Sel-sel darah putih yang seharusnya sudah mati akan tetap hidup dan menumpuk dalam aliran darah, sumsum tulang, serta organ-organ lain yang terkait.

Berdasarkan dua pengelompokan di atas, terdapat empat jenis kanker darah yang paling sering terjadi. Jenis penyakit leukemia didefinisikan oleh (Aml & Lockwood, 2015) yaitu :

a) *Leukemia limfotik akut atau acute lymphocytic leukemia (ALL)*

Penyakit leukemia (Kanker darah) jenis ini umumnya diidap oleh anak-anak, dan kadang-kadang juga menyerang orang dewasa. Penyakit jenis ini dapat

menghambat fungsi *limfosit* sehingga pengidapnya berpotensi mengalami infeksi yang serius.

b) *Leukemia mielogen akut atau acute myelogenous leukemia (AML)*

Jenis kanker darah ini pada umumnya menyerang dewasa. Namun AML juga sering diidap oleh anak-anak serta remaja. Leukemia ini akan membentuk sel-sel *mieloid* yang tidak sempurna dan dapat menyumbat pembuluh darah.

c) *Leukemia limfotik kronis atau chronic lymphocytic leukemia (CLL)*

Leukemia jenis ini hanya dialami oleh orang dewasa. CLL umumnya baru terdeteksi pada stadium lanjut karena pasien cenderung tidak merasakan gejala-gejalanya sampai waktu yang lama.

d) *Leukemia mielogen kronis atau Chronic myelogenous leukemia (CML)*

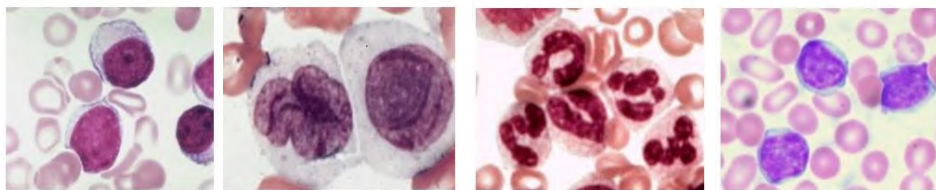
Leukemia ini umumnya diderita oleh dewasa. CML memiliki dua tahap. Pada tahap pertama, sel-sel abnormal akan berkembang secara perlahan-lahan. Lalu saat memasuki tahap kedua, jumlah sel-sel abnormal akan bertambah dengan pesat sehingga kondisi pasien akan menurun secara drastis.

2.2 Citra Mikroskopis Sel Darah

Kamera Mikroskop merupakan sebuah inovasi baru pengamatan preparat. Sistem ini di desain untuk memberikan kemudahan pengamatan dan dokumentasi menggunakan mikroskop, terutama dilakukan dengan melibatkan banyak pengamat dalam waktu bersamaan. Dokumentasi dari sistem ini tersimpan dalam bentuk citra, sehingga para pengamat dapat melihat visualisasi secara langsung melalui layar televisi, LCD/ DLP proyektor atau komputer.

Citra mikroskopis merupakan visualisasi dari hasil dokumentasi kamera mikroskop. Sel darah merah, sel darah putih, kepingan darah dan *background* menjadi komponen dalam terpenting citra. Banyak unsur yang dapat ditemukan dalam pengamatan citra mikroskopis, diantaranya dapat mengetahui kesehatan seseorang memiliki penyakit atau tidak berpenyakit. Beberapa jenis penyakit yang dapat diketahui salah satunya adalah dapat mendeteksi penyakit leukemia. Penyakit ini ditandai dengan jumlah sel darah putih yang berlebih. Untuk mengetahui penyakit ini diperlukan pengamatan secara teliti agar tidak terjadi kesalahan.

Citra sel darah diambil dari sampel darah, yaitu setetes darah yang telah dikeringkan (*smear*) kemudian dilakukan proses *staining* atau pemberian zat warna pada sampel darah. Proses pewarnaan ini bertujuan untuk mendapatkan visualisasi sel lebih baik pada pengamatan yang dilakukan dengan menggunakan mikroskop. Hal ini disebabkan oleh sel darah merah dan sel darah putih mempunyai warna yang transparan. Perbedaan kondisi pada proses ini, seperti konsentrasi, suhu dan lama pewarnaan, akan menyebabkan variasi informasi warna pada citra mikroskopis sel darah (Huang, 2012).



Gambar 2.1. Citra darah akibat proses pewarnaan a) ALL b) AML c) CLL d) CML

2.3 Segmentasi Citra Mikroskopis Leukemia

Leukemia adalah salah satu jenis kanker darah yang dapat menyebabkan kematian. Penyakit ini ditandai dengan produksi sel darah putih berlebih yang menyebabkan fungsi normal darah menjadi terganggu. Untuk itu diperlukan deteksi dini penyakit ini yang salah satunya dengan menganalisis bentuk, populasi dan jenis sel leukemia pada citra mikroskopis. Hanya saja, dapat dilihat seperti pada Gambar 2.1. Perbedaan kondisi pada saat citra mikroskopis leukemia diamati menyebabkan pewarnaan (*staining*) yang beragam (Huang. dkk, 2012). Sel darah putih yang terdiri dari inti sel dan sitoplasma seringkali membentuk region dengan batasan yang tidak jelas sehingga sulit membedakan jenis leukemia (Fatichah, 2012). Menunjukkan sitoplasma yang memiliki intensitas yang gelap akan mirip inti sel sedangkan sitoplasma terang seperti *background*.

Segmentasi menjadi tahapan terpenting untuk mengidentifikasi jenis sel darah putih penyakit leukemia. Karena semakin akurat segmentasi untuk memisahkan antara inti sel dan sitoplasma terhadap *background* maka semakin banyak pula fitur yang bisa dibangun dan dikembangkan untuk tahap identifikasi.

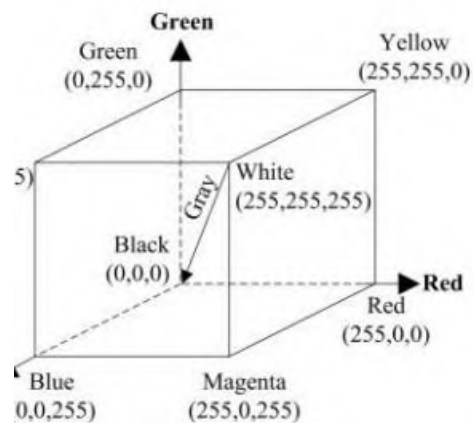
Ada beberapa pendekatan utama dalam segmentasi citra mikroskopis leukemia yaitu didasari pada klusterisasi, *thresholding*, dan *watershed*, operasi morfologi

dan kombinasi beberapa metode. Citra mikroskopis leukemia yang kaya akan variasi pewarnaan tidak cocok diterapkan dengan metode *thresholding* biasa. Sel darah putih yang terdiri dari inti sel dan sitoplasma seringkali membentuk *region* dengan batasan yang tidak jelas sehingga sulit membedakan jenis leukemia.

Teknik klasterisasi merupakan satu dari sekian metode yang mampu mengatasi masalah citra yang memiliki keberagaman warna. FCM (*Fuzzy C-Means*) merupakan satu dari sekian metode klaster yang mampu untuk melakukan pemisahan inti sel dan sitoplasma terhadap *background*. FCM mengelompokkan data dengan memperhitungkan derajat keanggotaan.

2.4 Ruang Warna

2.4.1 Red Green Blue (RGB)



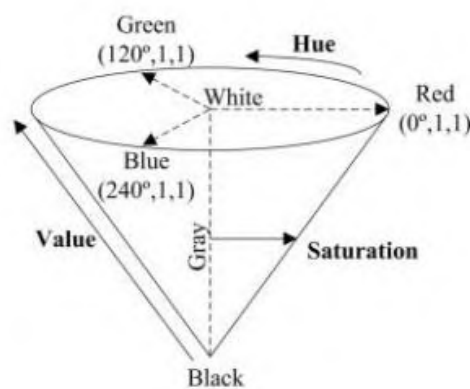
Gambar 2.2 Representasi dari ruang warna RGB (Sareen,dkk 2011)

RGB adalah suatu model warna yang terdiri dari 3 buah warna yaitu merah (*Red*), hijau (*Green*) dan biru (*Blue*). Kombinasi dari tiga warna RGB tersebut menghasilkan warna yang khas untuk piksel yang bersangkutan. Setiap warna dasar, memiliki rentan bilai 0 sampai dengan 255. Setiap kanal pada ruang citra RGB memiliki 256 variasi warna yang dikalikan dengan 3 kanal. Sehingga apabila dikombinasikan maka total variasi warna menjadi 16.777.216 jenis warna.

Pada Gambar citra digital berwarna juga terdiri dari tiga komponen warna atau kanal yaitu *Red*, *Green* dan *Blue*. Setiap kanal mengandung informasi intensitas

warna komponen dengan resolusi 8 bit. Dengan demikian gambar digital berwarna memiliki sistem pewarnaan 24 bit. Secara umum gambar warna dapat direpresenstasikan dalam bentuk matriks tiga dimensi $I(x,y, kanal)$ dimana x dan y adalah koordinat dari piksel dan kanal merupakan komponen warna (RGB) (Sareen,dkk 2011).

2.4.2 Hue Saturation Value (HSV)



Gambar 2.3 Representasi dari ruang warna HSV (Sareen,dkk 2011)

Ruang warna *Hue Saturation Value* (HSV) diciptakan oleh Alvy Ray Smith pada tahun 1978. Awalnya, dirancang untuk meningkatkan *interface* pada komputer desain grafis. Model warna HSV merupakan model perpaduan warna yang populer karena konsisten terhadap persepsi pandangan mata manusia. Selain itu juga warna HSV sering digunakan dalam bidang pengolahan citra dan visi komputer, terutama dalam melakukan segmentasi citra (Chernov,dkk, 2015).

Komponen utama dalam model warna *Hue, Saturation, dan Value* (HSV) yaitu *Hue* merupakan suatu ukuran panjang gelombang yang terdapat pada warna dominan diterima oleh penglihatan manusia dan *Saturation* adalah ukuran banyaknya cahaya putih yang bercampur pada *hue*. Sedangkan *Value* merupakan atribut banyak sedikitnya cahaya yang diterima oleh mata tanpa mempedulikan warna.

Ruang warna HSV adalah sistem koordinat yang dirancang dari RGB bentuk kubus. HSV secara geometris dirancang dalam bentuk heksagonal (*hexcone*) (Chernov,dkk, 2015). Istilah *hexcone* yang dipakai oleh Smith dalam makalah aslinya (Smith, 1978). Sumbu vertikal pusat (sumbu abu-abu) dari *hexcone* sesuai dengan diagonal utama kubus warna berisi warna akromatik (abu-abu). Nilai *value* (V) bervariasi sepanjang sumbu abu-abu mulai dari hitam (minimal) untuk putih (maksimal) (Sareen,dkk 2011).

Rentang nilai pada komponen *Hue*, *Saturation* dan *Value* juga memiliki perbedaan dengan komponen *Red*, *Green* dan *Blue*. Pada *Hue* rentang nilainya berada diantara $0^0 - 360^0$ dimana rentang nilai warna-warna murni dijabarkan pada tabel 2.1 dibawah (Cherno,dkk, 2015).

Sedangkan untuk nilai *Saturation* berada pada rentang nilai 0-1 dengan warna *black*, *white*, *grey* pada nilai 0 dan warna *Red*, *Green* dan *Blue* pada nilai 1. Begitu juga dengan nilai *value* yang berada pada rentang nilai 0-1 dengan warna *black* pada nilai 0 dan warna *white* pada nilai 1. Sedangkan warna *grey* berada pada nilai lebih dari 0 dan kurang dari 1.

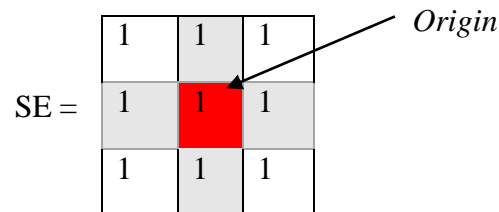
Tabel 2.1 : Rentang nilai HSV (Cherno,dkk, 2015)

Angle	Color
0-60	Red
60-120	Yellow
120-180	Green
180-240	Cyan
240-300	Blue
300-360	Magenta

2.5 Morfologi

Operasi morfologi adalah teknik pengolahan citra yang didasarkan pada bentuk atau region dalam citra. Operasi ini biasanya diterapkan pada citra biner, karena difokuskan pada objek. Region yang asumsikan sebagai objek akan menjadi fokus utama dalam melakukan segmentasi. Segmentasi dilakukan dengan membedakan antara objek dan latar, antara lain dengan memanfaatkan operasi pengambangan yang mengubah citra warna dan skala keabuan kedalam bentuk biner. Hasil operasi morfologi dapat dimanfaatkan untuk pengambilan keputusan dengan analisis lebih

lanjut. Secara umum, pemrosesan citra secara morfologi dilakukan dengan cara mem-passing sebuah *structuring element* / Struktur elemen (SE) terhadap sebuah citra dengan yang hampir sama dengan konvolusi. Struktur element dapat diibaratkan dengan *mask* pada pemrosesan citra biasa (bukan secara morfologi). Operasi ini antara lain meliputi: dilasi, erosi, penutupan (*closing*) dan pembukaan (*opening*).



Gambar 2.4. Strukturing Elemen (Syamsya, 2000)

Operasi pokok pada morfologi terdiri dari 2 yaitu dilasi dan erosi. Transformasi ini mengandung interaksi antara citra (A) yaitu citra yang diproses kedalam struktur elemen. Pendekatan morfologi memandang suatu citra sebagai himpunan. Operasi dasar teori himpunan diasumsikan seperti dibawah ini (Syamsya, 2000). Diasumsikan bahwa A dan B merupakan subset dari Z^2 . Translasi dari A oleh x , dengan notasi A_x didefinisikan :

$$A_x = \{c: c = a + x, \text{ for } a \in A\} \quad (2.1)$$

Refleksi dari B , dengan notasi \hat{B} didefinisikan :

$$\hat{B} = \{x: x = -b, \text{ for } b \in B\} \quad (2.2)$$

Komplemen dari A mempunyai notasi A^c , dan Perbedaan dari set A dan B mempunyai notasi $A-B$.

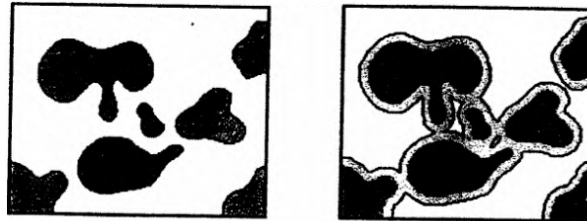
SE merupakan faktor pengontrol pada proses dilasi dan erosi. Struktur elemen juga memiliki titik poros (disebut juga titik origin/ titik asal/titik acuan). SE terbagi dua macam, *flat* dan *non-flat*. Karena batasan masalah Penelitian ini berada pada citra dua dimensi, maka yang digunakan adalah flat strukturing elemen. Bentuk SE ada bermacam-macam. Pada Gambar 2.4 akan diberikan salah satu contoh bentuk strukturing elemen bujur sangkar dengan ukuran *mask* 3x3. Pada Gambar ini juga menunjukkan bahwa titik poros/*origin* berada pada warna merah (Syamsya, 2000).

2.5.1 Dilasi

Dilasi merupakan penambahan piksel pada batas antar objek dalam suatu citra digital. Atau secara rinci dilasi merupakan suatu proses menambahkan piksel pada batasan dari objek dalam suatu gambar sehingga nantinya apabila dilakukan operasi ini maka gambar hasilnya lebih besar ukurannya dibandingkan dengan gambar aslinya (Syamsya, 2000). Dapat ditulis dengan persamaan berikut :

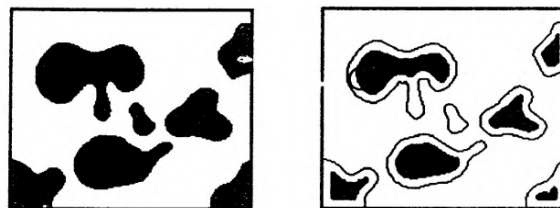
$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (2.3)$$

Dimana \emptyset adalah *empty set* dan B adalah struktur elemen dengan kata lain, dilasi A oleh B adalah set yang terdiri dari semua lokasi *origin* struktur elemen dimana refleksi dan translasi dari B setidaknya saling meliputi A (Syamsya, 2000). lustrasi dari dilasi dapat dilihat pada Gambar 2.5



Gambar 2.5. Himpunan Objek A dan dilasi oleh himpunan A struktur elemen B
(Syamsya, 2000)

2.5.2 Erosi



Gambar 2.6. Himpunan Objek A dan erosi oleh himpunan A struktur elemen B
(Syamsya, 2000)

Erosi merupakan kebalikkan dari dilasi. Proses ini akan membuat ukuran sebuah citra menjadi lebih kecil. Berbeda dengan dilasi, apabila erosi dilakukan maka yang dikerjakan adalah memindahkan piksel pada batasan-batasan objek yang

akan di erosi. Jumlah dari piksel yang ditambah atau dihilangkan bergantung pada ukuran dan bentuk dari struktur elemen yang digunakan untuk memproses citra tersebut. Erosi memiliki persamaan berikut :

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \cap A^c \neq \emptyset\} \quad (2.4)$$

Erosi A oleh B adalah suatu set dari semua lokasi origin stuktur elemen, dimana translasi dari B tidak mengandung *background* A (Syamsya, 2000). Ilustrasi dari erosi dapat dilihat pada Gambar 2.6

2.5.3 Opening

Opening merupakan kombinasi proses dimana suatu citra digital dikenai operasi erosi dilanjutkan dengan dilasi. Operasi *opening* pada citra mempunyai efek memperhalus batas-batas objek, memisahkan objek-objek yang sebelumnya bergandengan, dan menghilangkan objek-objek yang lebih kecil daripada ukuran strukturing. Dimana $A \circ B$ merupakan operasi erosi yang diikuti oleh dilasi (Syamsya, 2000). Ilustrasi dari opening dapat dilihat pada Gambar 2.7

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (2.5)$$



Gambar 2.7. Transformasi pembukaan dimulai dari erosi kemudian didilasi (Syamsya, 2000)

2.5.4 Closing

Closing merupakan kombinasi dimana suatu citra dikenai operasi dilasi dilanjutkan dengan erosi. Operasi *closing* juga cenderung akan memperhalus objek pada citra, namun dengan cara menyambung pecahan-pecahan dan menghilangkan lubang-lubang kecil pada objek menyambung jarak antar objek. Dinyatakan $A \bullet B$ merupakan operasi dilasi yang diikuti oleh erosi (Syamsya, 2000).

$$A \circ B = (A \oplus B) \ominus B \quad (2.6)$$



Gambar 2.8. Transformasi penutupan dimulai dari dilasi kemudian erosi
(Syamsya, 2000)

2.6 Inisialisasi Klaster berdasarkan Varian Maksimum (IKVM)

Inisialisasi klaster merupakan salah satu algoritma pemecahan masalah penentuan inisialisasi klaster awal pada FCM. (Al-daoud, 2007) mengembangkan algoritma inisialisasi klaster dengan melakukan pencarian nilai median pada setiap kelompok (*subset*). Ide utama dari algoritma ini adalah mencari dimensi fitur data *point* dengan varian maksimum.

a			b		
R	G	B	R	G	B
0.976769	0.650948	0.102497	0.011878	0.368951	0.118475
0.01188	0.36895	0.11848	0.660941	0.477837	0.97928
0.190619	0.260208	0.292632	1	1	1
0.624468	0.971524	0.414954			
0.66094	0.47784	0.97928			
1	0.070393	1			
1	1	1			
1	1	1			
1	1	1			

Gambar 2.9 a) Urutan data berdasarkan *varians maksimum* b) Inisialisasi pusat klaster

Varians adalah jumlah kuadrat selisih nilai data observasi dari nilai rata-ratanya, kemudian dibagi dengan jumlah observasinya. Varians digunakan untuk mengetahui seberapa jauh persebaran nilai hasil observasi terhadap rata-rata. Varian dapat menggambarkan bagaimana berpencarnya suatu data kuantitatif. Varians merupakan salah satu parameter bagi distribusi normal. Akar dari varians dikenal sebagai simpangan baku (*standard deviation*). Istilah varians

pertama kali diperkenalkan oleh Fisher (1918). Varians memiliki simbol (σ^2) varians populasi (s^2) dan varian sampel (Quadratullah, 2014).

Pada umumnya, dalam mengolah suatu data simbol yang digunakan adalah varian sampel. Dimana n adalah jumlah data sedangkan y adalah data. Rumus varian sampel dapat diformulasikan pada persamaan 2.7 berikut.

$$s^2 = \frac{\sum x_{ij}^2 - \frac{(\sum x_{ij})^2}{n}}{n-1} \quad (2.7)$$

Langkah-langkah dari algoritma inisialisasi adalah sebagai berikut

1. Untuk sebuah data dengan dimensi (d), hitung varian data pada masing-masing dimensi fitur data *point*;
2. Mencari kolom (fitur data *point*) yang memiliki nilai *varians maksimum*; yang disebut sebagai *cvmax* kemudian diurutkan dari yang terkecil hingga terbesar;
3. Membagi point data *cvmax* kedalam subset K , dimana K adalah jumlah klaster;
4. Mencari nilai median pada masing-masing *subset* (Kelompok);
5. Gunakan poin data yang sesuai (vektor) untuk masing-masing median untuk inisialisasi pusat klaster;

Ilustrasi penentuan inisialisasi pusat klaster dapat dilihat pada Gambar 2.9 dibawah ini

Pada penelitian ini inisialisasi klaster dilakukan dengan membagi tiga kelompok (*subset*) klaster. Masing-masing kelompok terdiri dari klaster inti sel, klaster sitoplasma dan klaster *background*. Contoh Pembagian kelompok dapat dilihat pada Gambar 2.9. Pada contoh kasus diatas jumlah masing-masing kelompok bernilai ganjil, sehingga pengambilan insialisasi klaster dilakukan dengan mengambil median (nilai tengah) dari tiap kelompok. Untuk kasus jumlah data yang salah satu kelompoknya memiliki nilai genap, maka dilakukan dengan menghitung nilai median pada *cvmax* sedangkan point datanya dihitung berdasarkan nilai rata-ratanya sesuai dengan vektor dari nilai median.

2.7 Algoritma Fuzzy C-Means (FCM)

Fuzzy C-Means (FCM) merupakan model pengelempokkan *Soft Clustering* yang dapat menjadi anggota dari semua kelas. Tingkat keberadaan data dalam suatu klaster ditentukan oleh derajat keanggotaanya. Konsep dasar FCM, pertama

menentukan pusat kluster yang akan menandai lokasi rata-rata untuk setiap kluster. Pada kluster awal pusat kluster masih belum akurat. Untuk memperbaiki tingkat keakurasian harus dilakukan secara berulang pada pusat kluster dan nilai keanggotaan. Perulangan ini didasarkan pada minimasi fungsi objektif yang menggambarkan jarak dari titik data yang diberikan oleh *fuzzy* tersebut.

Algoritma FCM Pertama kali diperkenalkan oleh dum (1974). Algoritma ini sudah banyak dikembangkan oleh peneliti lain. Namun pengembangan dari Berzek (1981) yang paling banyak digunakan. *Fuzzy C-Means* bersifat sederhana, mudah diimplementasikan, dan memiliki kemampuan pada pengelompokan data yang besar.

Langkah-langkah algoritma FCM adalah sebagai berikut:

1. Pilih jumlah kluster c ;
2. Inisialisasi titik pusat kluster v_1, v_2, \dots, v_c dengan menggunakan nilai acak.

Dimana total nilai $v = 1$;

3. Menghitung komponen pada *fuzzy* matriks partisi U_{ij} dengan persamaan (2.8);

$$U_{ij} = \frac{D(x_i, c_j)^{\frac{-2}{m-1}}}{\sum_{i=1}^k (\|x_i, c_i\|)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad (2.8)$$

dimana D adalah jarak data x_i titik pusat kluster c_j , w adalah bobot *fuzzy* vektor.

4. Update titik pusat kluster V_j dengan persamaan (2.9), dimana n adalah jumlah data;

$$V_j = \frac{\sum_{i=1}^n U_{ij}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n U_{ij}^m} \quad (2.9)$$

5. Hitung fungsi objektif dengan persamaan;

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{i=1}^n U_{ij}^m \|X_i - V_j\|^2 \quad (2.10)$$

6. Ulangi tahap 3 dan 4 hingga jumlah iterasi (t) melebihi batas, atau fungsi objektif memenuhi persamaan. Dimana $\varepsilon = 0.001$

$$\|J_{new} - J_{old}\| < \varepsilon \quad (2.11)$$

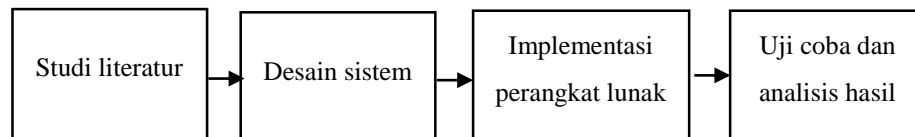
BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini menjelaskan tentang metode penelitian yang digunakan. Beberapa diantaranya adalah tahapan penelitian, dataset citra mikroskopis leukemia, rancangan sistem, skenario uji coba dan evaluasi hasil segmentasi.

3.1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang akan dilakukan meliputi studi literatur, desain sistem, implementasi perangkat lunak, uji coba dan analisis hasil segmentasi dan jadwal kegiatan penelitian. Alur sistem pada tahapan penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1 berikut.



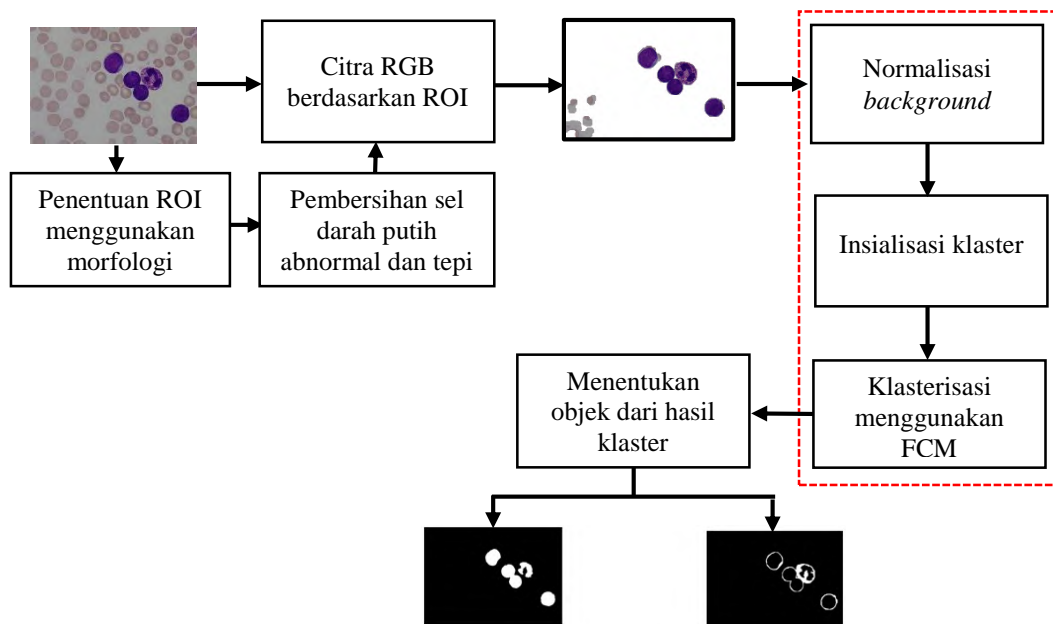
Gambar 3.1 Tahapan penelitian

3.2. Studi Literatur

Studi literatur bertujuan menggali informasi yang terdapat dalam kajian pustaka. Informasi tersebut akan dijadikan sebagai acuan pada penelitian ini. Studi literatur dimana dilaman yang terdiri dari buku atau publikasi ilmiah seperti jurnal, dokumentasi tesis maupun *Conference*. Pustaka tersebut merupakan pendukung dari penelitian tesis. Adapun topik literatur yang perlu dipelajari pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. *Literature review* tentang penyakit leukemia.
2. Konsep dasar ini untuk metode inisialisai klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi digunakan untuk menentukan pusat klaster awal inisialisasi klaster.
3. Konsep dasar *Fuzzy C-Means* (FCM) digunakan mengelompokan data dengan tujuan mendapatkan klaster yang terbaik.

3.3. Desain Sistem



Gambar 3.2 Diagram sistem segmentasi sel darah putih citra mikroskopis leukemia

Pada Gambar 3.2 Desain sistem segmentasi sel darah putih pada citra mikroskopis leukemia terdiri dari beberapa tahap. Tahapan yang menjadi kontribusi dari penelitian ini adalah inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi pada *Fuzzy C-Means*. Inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) bertujuan mengatasi masalah inisialisasi kluster pada *Fuzzy C-Means*. Pemilihan nilai acak pada *Fuzzy C-Means* yang akan menyebabkan terjebak pada lokal optima, sehingga memiliki hasil segmentasi citra sel darah putih tidak konstan/ tidak tetap. Akibatnya akurasi dan waktu eksekusi menjadi tidak menentu. Karena memiliki ketergantungan pada pemilihan inisialisasi kluster secara acak oleh FCM. Sedangkan *Fuzzy C-Means* sendiri bertujuan memisahkan inti sel dan sitoplasma terhadap *background* pada sel darah putih citra mikroskopis leukemia.

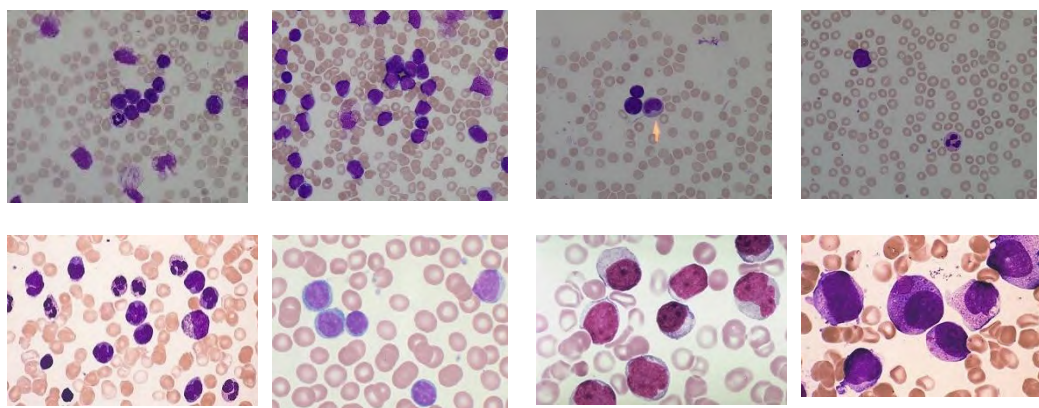
Penelitian ini dimulai dengan pengambilan sampel citra sel darah putih mikroskopis leukemia yang kemudian dikonversi ke citra bentuk *HSV*. Tujuannya adalah mengurangi pengaruh pencahayaan dari warna dasar citra. (Huang, 2012) melakukan pengaruh pencahayaan dengan mengkonversi ruang warna RGB

kedalam bentuk *Hue*, *Saturation* dan *Value* (HSV). Dengan menggunakan model warna HSV dapat mereduksi pengaruh pencahayaan yang tidak merata dan pengaruh variasi pewarnaan. Sedangkan penelitian yang dilakukan oleh (Madhloom, 2012) menggunakan kombinasi ruang warna *H* dan ruang warna *S* sebagai *mask* dan *maker* dalam merekonstruksi citra untuk mendapatkan area sel darah putih.

Kombinasi layar *H* dan layar *S* ditambah dengan operasi morfologi dapat menghilangkan artefak-artefak, sehingga membentuk *Region Of Interest* (ROI) dari kandidat sel darah putih citra mikroskopis leukemia yang disebut sebagai ROI citra. Kemudian yang menjadi kontribusi dari penelitian ini yaitu klusterisasi warna menggunakan FCM bertujuan membagi daerah inti sel dan sitoplasma terhadap *background*. *Fuzzy C-Means* sendiri memiliki kelemahan pada sensitif terhadap pemberian inisialisasi awal secara acak yang akan menyebabkan terjebak pada lokal optima, sehingga hasil klaster kurang optimal (Jitpakdee, 2014). Untuk mengatasi hal tersebut diperlukan inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi. Terakhir adalah menentukan objek dari hasil klaster guna memisahkan inti sel, sitoplasma terhadap *background* dan menghapus artefak-artefak yang ikut dalam klaster sitoplasma. Penghapusan artefak dilakukan dengan memperhitungkan kedekatan antara inti sel dan sitoplasma. Hingga benar-benar dapat mengekstrak kontur objek sel darah putih dengan pemisahan inti sel dan sitoplasma pada citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia.

3.3.1. Dataset Citra Mikroskopis Leukemia

Data citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra mikroskopis sel darah putih yang berpenyakit leukemia. Proses pengambilan citra mikroskopis dimulai dari pengambilan Sampel setetes darah. Sampel darah tersebut kemudian dikeringkan (*smear*) yang selanjutnya dilakukan proses *staining* atau pemberian zat warna. Langkah pewarnaan ini bertujuan mendapatkan visualisasi sel yang lebih baik dengan pengamatan menggunakan kamera mikroskop, karena sel darah merah dan sel darah putih mempunyai warna yang transparan. Perbedaan kondisi pada proses ini, seperti konsentrasi, suhu dan lama pewarnaan akan menyebabkan variasi informasi warna pada citra mikroskopis sel darah beragam.



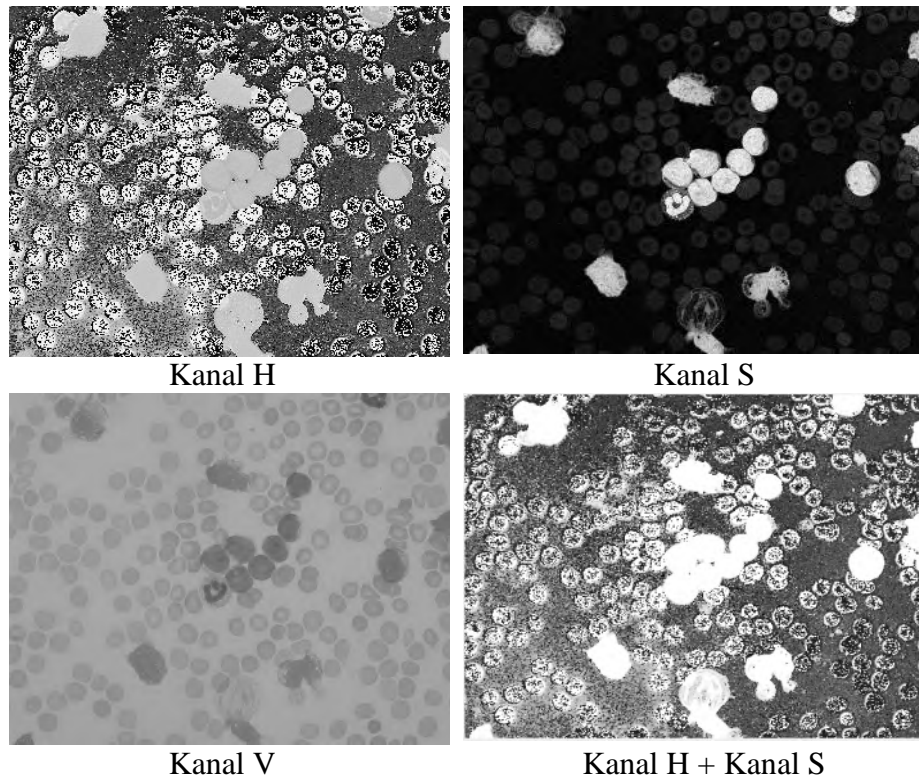
Gambar 3.3 Citra sel darah putih mikroskopis leukemia

Banyak unsur yang ditemukan dalam pengamatan citra mikroskopis, salah satunya dapat mendeteksi penyakit leukemia. Penyakit ini ditandai produksi sel darah putih yang berlebih yang menyebabkan fungsi darah normal terganggu. Penyakit ini didefinisikan oleh (Aml & Lockwood, 2015) terdiri dari 4 (empat) jenis yaitu *Leukemia limfotik akut atau acute lymphocytic leukemia (ALL)*, *Leukemia mielogen akut atau acute myelogenous leukemia (AML)*, *Leukemia limfotik kronis atau chronic lymphocytic leukemia (CLL)* dan *Leukemia mielogen kronis atau Chronic my-elogenous leukemia (CML)*.

Pada penelitian ini dataset yang digunakan yaitu citra mikroskopis leukemia berjumlah 35 citra dari berbagai jenis. Dimana diantaranya 25 citra jenis ALL diambil dari (Labati, 2011) dan 10 citra dengan jenis lain yang diambil dari berbagai sumber yang memiliki variasi warna beragam. Data citra mikroskopis ini terdapat sel darah merah, sel darah putih, kepingan darah serta *background*. Pada Gambar 3.4

3.3.2. ROI Objek Menggunakan Operasi Morfologi

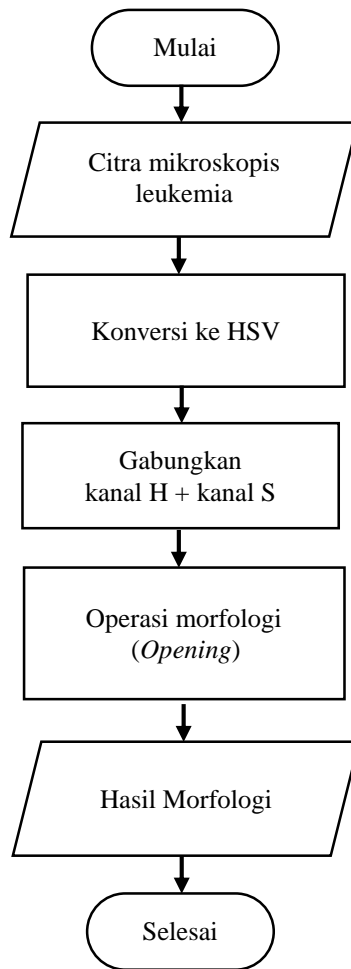
Pada Gambar 3.3 terlihat citra sel darah putih citra mikroskopis pada kanal *Red*, *Green* dan *Blue* (RGB) memiliki iluminasi pencahayaan dan variasi perawanaan yang beragam. Untuk itu perlu dilakukan mengurangi pengaruh pencahayaan dengan mengkonversi ruang warna dasar pada citra. (Huang, 2012) melakukan pengaruh pencahayaan dengan mengkonversi ruang warna RGB kedalam bentuk *Hue*, *Saturation* dan *Value* (HSV). Dimana karakteristik pokok dari warna tersebut adalah *Hue* merepresentasikan nilai warna sebenarnya, seperti



Gambar 3.4 Hasil konversi citra RGB kedalam HSV

merah, violet dan kuning dan digunakan menentukan kemerahan (*redness*), kehijauan (*greenness*), dan sebagainya. *Saturation* merepresentasikan chroma (kemurnian atau kekuatan warna) sedangkan *Value* merepresentasikan kecerahan dari warna. Nilainya berkisar antara 0-100 %. Apabila nilainya 0 maka warnanya akan menjadi hitam, semakin besar nilai maka semakin cerah dan muncul variasi-variasi baru dari warna tersebut.

Repsentasi ruang warna cocok diterapkan pada penentuan ROI objek citra mikroskopis leukemia. Hal ini dapat dilihat dari karakteristik citra sel darah putih yang memiliki pencahayaan yang tidak merata dan variasi warna yang beragam. Untuk itu perlu dilakukan konversi citra mikroskopis kedalam bentuk *Hue*, *Saturation*, *Value* untuk mereduksi pengaruh pencahayaan. Hasil konversi citra RGB kedalam bentuk *Hue*, *Saturation*, *Value* (HSV) dapat dilihat pada Gambar 3.4. Dimana sel darah putih yang didalamnya terdiri dari inti sel dan sitoplasma jika dilihat pada ruang warna *Hue* terlihat berwarna keabu-abuan dan



Gambar 3.5 *Flowchart* penentuan ROI Hasil Morfologi

sel darah merah terlihat lebih terang tetapi tidak terbentuk secara utuh. Akan tetapi jika dilihat pada ruang warna *Saturation* inti sel dari sel darah putih terlihat lebih terang namun sitoplasma terbentuk secara utuh dan sel darah merah hampir tidak terlihat jelas. Sedangkan jika dilihat pada ruang warna *Value* sel darah putih dan sel darah merah masing masing berwarna gelap.

Dari ketiga ruang warna pada HSV tersebut perlu dilakukan kombinasi ruang warna HSV. Tujuannya kontur objek sel darah putih yang didalamnya terdiri dari inti sel dan sitoplasma dipastikan terambil secara menyeluruh. Penelitian yang dilakukan oleh (Madhlloom, 2012) menggunakan layar *H* dan layar *S* yang digunakan dalam rekonstruksi citra untuk mendapatkan area sel darah putih. Penelitian ini mampu mendapatkan sel darah putih secara keseluruhan namun masih menyisakan artefak-artefak. Hasil kombinasi dua ruang warna yaitu layar *H*

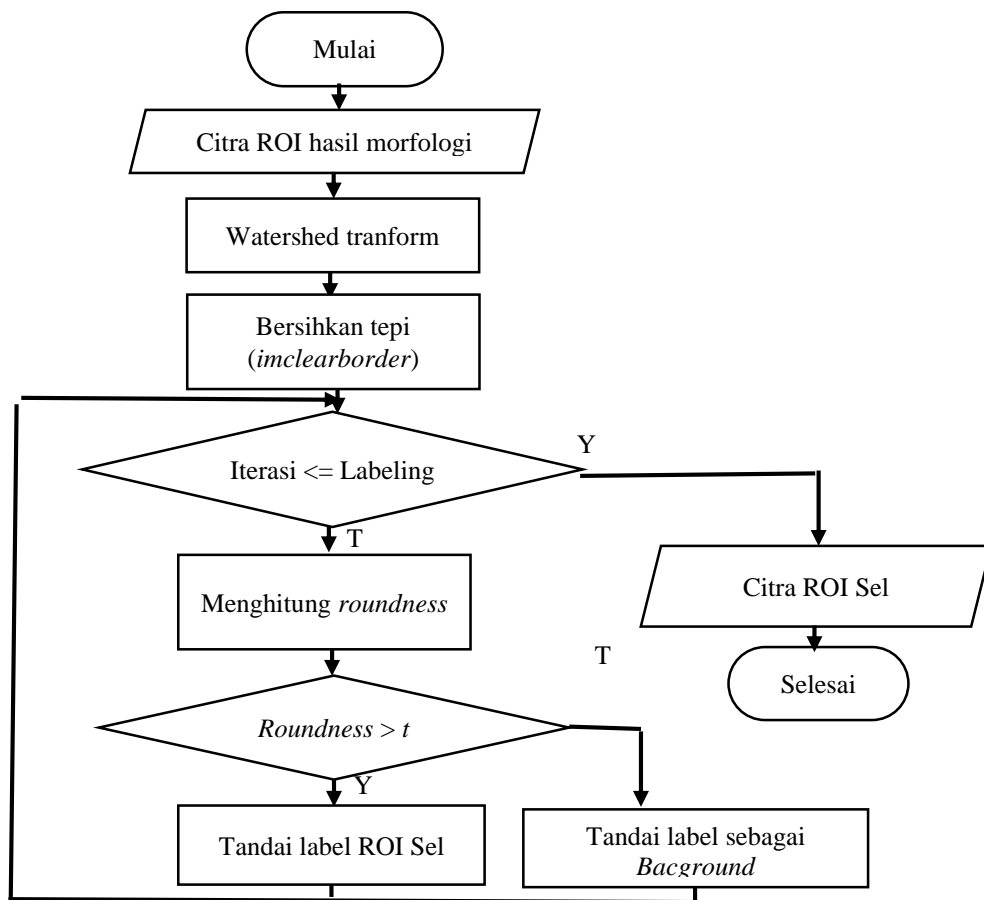
dan layar S dapat dilihat pada Gambar 3.4 bagian terakhir. Hasil kombinasi tersebut terlihat dimana sel darah merah memiliki ukuran kecil namun sebagian menempel pada objek sel darah putih sedangkan sel darah merah memiliki bentuk yang besar dan bulat. Sehingga untuk menghapus artefak memperhitungkan perbedaan bentuk antara bentuk objek sel darah putih dan sel darah merah.

Operasi morfologi adalah teknik pengolahan citra yang didasarkan pada bentuk atau region dalam citra. Operasi ini berfokus pada objek, dimana region diasumsikan sebagai objek yang akan menjadi fokus utama dalam melakukan segmentasi. Secara umum, pemrosesan citra secara morfologi dilakukan dengan cara memarsing sebuah struktur elemen (SE) terhadap citra. Operasi ini antara lain meliputi: dilasi, erosi, penutupan (*closing*) dan pembukaan (*opening*). Operasi pokok pada operasi morfologi terdiri dari 2 yaitu dilasi dan erosi. Pada penelitian ini dilihat dari hasil kombinasi kanal H dan kanal S perlu dilakukan operasi morfologi *opening* dengan menggunakan struktur elemen 20 sebagai *magic number* untuk keseluruhan dataset. Karena artefak atau sel darah merah yang akan dihapus memiliki bentuk yang kecil dan sebagian menempel pada sel darah putih. Sistem kerja dari *opening* yaitu melakukan erosi dan kemudian dilanjutkan dengan dilasi (Syamsya, 2000) dapat dilihat pada Gambar 2.7. *Flochart* umum dari penentuan ROI hasil morfologi dapat ditunjukkan pada Gambar 3.5.

3.3.3. Pembersihan Sel Darah Putih Abnormal dan Tepi

Pada umumnya sel darah putih memiliki bentuk yang bulat, akan tetapi pada citra mikroskopis leukemia memiliki sel darah putih abnormal dan sel darah putih yang berada ditepi citra (sel darah putih tidak utuh). Hal ini akan mengganggu proses identifikasi penyakit leukemia. Oleh karena itu perlu dilakukan penghapusan sel darah putih abnormal dan sel darah putih yang berada ditepi citra. Penghapusan dapat dilakukan dengan memperhitungkan tingkat bulat pada objek dan penghapusan citra yang berada ditepi citra dengan *imclearborder*. Namun memiliki kendala pada objek sel darah putih yang saling bersentuhan atau grup sel, yang menyebabkan sel darah putih normal memiliki bentuk menjadi tidak bulat. Untuk itu perlu dilakukan pemisahan sel darah putih sebelum melakukan perhitungan tingkat bulat dan pembersihan tepi pada setiap objek sel darah putih.

Ada beberapa metode yang tepat dalam melakukan pemisahan sel yang bersentuhan. Metode *watershed* merupakan satu dari sekian metode yang mampu melakukan pemisahan sel yang saling bersentuhan. Pada penelitian ini menggunakan *watershed transform* (watershed transformasi jarak). *Watershed* transformasi jarak yang dapat bekerja pada citra biner dengan memperhitungkan jarak piksel ke nilai piksel terdekat. Sehingga dapat membentuk *Catchment basin* (lembah menuju sungai).



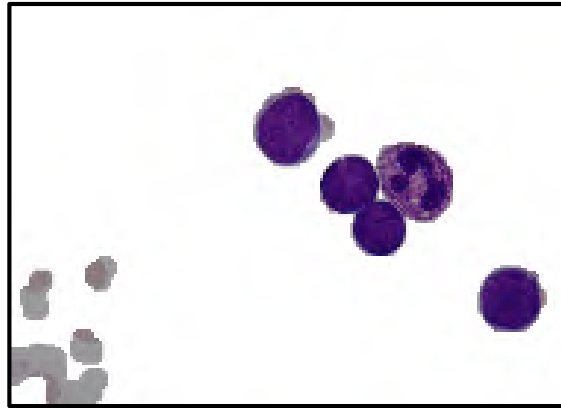
Gambar 3.6 *Flowchart* pembersihan sel darah putih abnormal dan tepi

Setelah Sel darah putih yang berhasil dipisahkan kemudian dilanjutkan dengan tahapan pekerjaan selanjutnya, yakni Pembersihan Citra Abnormal dan pembersihan tepi. berfungsi menghapus komponen-komponen citra sel darah putih abnormal (daerah sel darah putih yang cacat dalam pewarnaan) dengan memperhitungkan tingkat bulat sel darah putih. Sedangkan pembersihan citra tepi (*image cleaning*) berfungsi menghapus komponen sel darah putih yang berada

ditepi citra. Kedua tahapan pekerjaan ini dapat mengurangi *error* pada tahap pendeteksian sel darah putih yang berpenyakit leukemia. Penghapusan citra pada daerah tepi merupakan operasi yang sederhana dengan menggunakan perintah *imclearborder*, sedangkan penghapusan komponen abnormal merupakan proses yang lebih kompleks karena menghitung bentuk bundar (*roundness*) pada setiap objek dengan menganalisis *circularity* objek. Persamaan *roundness* dapat dilihat pada persamaan 3.1

$$Roundness = \frac{4 * \pi * area}{Perimeter^2} \quad (3.1)$$

(Putzu, dkk, 2014) menggunakan nilai *threshold* 0.80 pada *roundness*



Gambar 3.7 Hasil citra ROI sel

untuk menentukan objek normal dan objek abnormal. Jika lebih besar dari pada *threshold* maka akan dijadikan sebagai sel darah putih normal sedangkan yang lebih kecil dari pada *threshold* akan dianggap sebagai sel darah putih abnormal yang akan dihapus atau dijadikan *background*. Alur proses dari penentuan sel darah putih abnormal dan tepi dapat dilihat pada Gambar 3.6

Setelah ROI sel sudah didapatkan kemudian dilanjutkan dengan penentuan citra ROI sel. Citra tersebut diambil dari ROI sel yang didapat dari hasil pembersihan citra abnormal dan tepi. Hal ini dimaksudkan agar dapat diproses dengan menggunakan metode klasterisasi *Fuzzy C-Means*. Karena metode *Fuzzy C-Means* ini bekerja pada *grayscale* atau RGB sedangkan citra hasil pembersihan citra abnormal tepi dalam bentuk biner. sehingga dilakukan pengambilan intensitas citra RGB berdasarkan citra hasil pembersihan abnormal dan tepi.

Langkah-langkah penentuan citra ROI berdasarkan citra pembersihan sel abnormal dan tepi. Pertama adalah citra mikroskopis sel darah putih setiap kanalnya dipisahkan. Selanjutnya adalah memarsing citra hasil pembersihan sel abnormal dan tepi, dimana didalamnya dua warna yaitu yang berwarna putih dinyatakan sebagai objek sel darah putih sedangkan yang berwarna hitam dinyatakan sebagai *background*. Langkah terakhir adalah memarsing citra ROI sel terhadap citra hasil pembersihan sel abnormal dan tepi terhadap citra Mikroskopis sel darah putih. Citra yang dinyatakan sebagai objek sel darah putih akan dilakukan pengambilan intensitas citra mikroskopis sel darah putih disetiap kanalnya sedangkan citra yang bukan objek sel darah putih akan diberi nilai 255 atau warna putih setiap kanalnya dan tiap koordinatnya.

3.3.4. Inisialisasi Klaster Berbasis Varian Maksimum Ternormalisasi (IKVMT)

Setelah mendapatkan citra ROI sel langkah selanjutnya dengan inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi. Dimana didalamnya terdiri dari 2 tahap proses. Tahap pertama yaitu menormalisasi varian data. Tujuannya yaitu mengurangi dominasi salah satu varian data pada dimensi fitur data *point* agar memiliki keterwakilan untuk dalam menentukan inisialisasi pusat klaster. Tahap selanjutnya inisialisasi klaster berbasis varian maksimum dengan mencari nilai varian maksimum pada fitur data *point*, yang sebelumnya sudah dilakukan oleh normalisasi varian data.

3.3.4.1. Normalisasi Varian Data

Sebelum melakukan inisialisasi klaster terlebih dahulu melakukan normalisasi varian data. Tujuannya yaitu mengurangi dominasi dari salah satu varian data. Seperti contoh kasus pada Gambar 3.7 Citra ROI sel, dimana citra tersebut didominasi oleh *background*. Jika tidak lakukan normalisasi varian data maka akan berpengaruh pada saat penentuan inisialisasi klaster. Dimana salah satu langkah dalam menentukan inisialisasi klaster adalah mencari nilai median berdasarkan fitur data *point* yang sebelumnya sudah diurutkan secara *ascending*.

Sehingga dapat menyebabkan nilai inisialisasi kluster yang akan dihasil bernilai sama pada setiap kelompoknya.

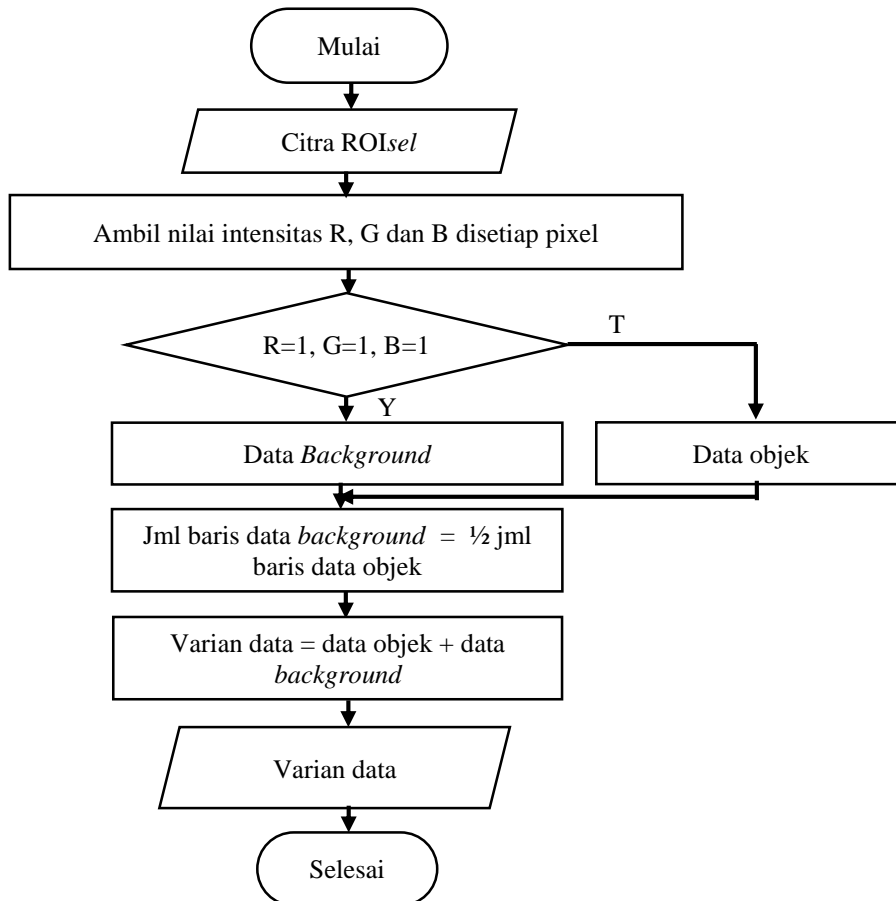
a			b		
R	G	B	R	G	B
0.011878	0.368951	0.118475	0.011878	0.368951	0.118475
0.624468	0.971524	0.414954	0.624468	0.971524	0.414954
1	1	1	0.660941	0.477837	0.97928
0.660941	0.477837	0.97928	0.190619	0.260208	0.292632
1	1	1	0.976769	0.650948	0.102497
1	1	1	1	0.070393	1
0.190619	0.260208	0.292632	1	1	1
0.976769	0.650948	0.102497	1	1	1
1	0.070393	1	1	1	1
1	1	1			
1	1	1			
1	1	1			

Gambar 3.8 a) fitur data *point* pada tiap kanal (RGB) b) hasil normalisasi varian data

Langkah-langkah untuk melakukan normalisasi citra ROI sel seperti pada Gambar 3.7. Pertama adalah konversi data (citra ROI sel) kedalam rentang 0 (nol) sampai dengan 1 (satu). Konversi dilakukan karena metode *Fuzzy C-Means* bekerja pada nilai rentang antara 0 (nol) sampai dengan 1(satu). Tahap selanjutnya mengubah citra dari bentuk matriks ($m \times n$) kedalam bentuk vektor ($1 \dots n$). seperti pada contoh kasus pada citra 256×256 akan ada 65.536 piksel (titik data) disetiap kanal R, G, dan B atau dapat dilihat pada Gambar 3.8a. Penelitian ini menggunakan ruang warna RGB yang akan dijadikan vektor. Fitur data *point* (vektor) terdiri dari tiga yaitu *red*, *green* dan *blue*.

Dari hasil konversi tersebut akan menghasilkan nilai, dimana *background* memiliki nilai 1 pada setiap kanalnya sedangkan objek (inti sel dan sitoplasma) adalah memiliki nilai beragam. Pada keseluruhan dataset yang digunakan setelah menggunakan pembersihan sel darah abnormal dan tepi. Telah ditemukan keseluruhan data didominasi oleh salah satu varian data yaitu bernilai 1 pada setiap kanalnya. sehingga perlu dilakukan pemisahan antara data objek dan data *background* seperti pada Gambar 10. Dimana pada point (a) didefinisikan sebagai data *background* sedangkan yang bagian (b) didefinisikan sebagai data objek.

Langkah selanjutnya adalah memisahkan objek didefinisikan sebagai (*data objek*) dan *background* didefinisikan sebagai (*temp data*) dimana yang dikategorikan sebagai *background* adalah R, G dan B masing-masing memiliki nilai 1 pada setiap pikselnya sedangkan yang *data objek* adalah yang tidak bernilai 1 pada masing-masing pikselnya.



Gambar 3.9 *Flowchart* Normalisasi Varian Data

Langkah selanjutnya setelah proses pemisahan antara data *background* dan data objek dilakukan penggabungan kembali dengan dengan membuat variabel yang didefinisikan sebagai varian data seperti pada Gambar 3.9. Variabel tersebut diisi dengan secara keseluruhan data yang ada dalam data objek. Sedangkan yang didefinisikan sebagai *background* dimasukkan kedalam varian data sebanyak $\frac{1}{2}$ (setengah dari jumlah baris data objek). Hasil ilustrasi normalisasi varian data yang didefinisikan varian data dapat dilihat pada Gambar 4.8 point (b).

1	1	1	0.011878	0.368951	0.118475
1	1	1	0.624468	0.971524	0.414954
1	1	1	0.660941	0.477837	0.97928
1	1	1	0.190619	0.260208	0.292632
1	1	1	0.976769	0.650948	0.102497
1	1	1	1	0.070393	1

(a)
(b)

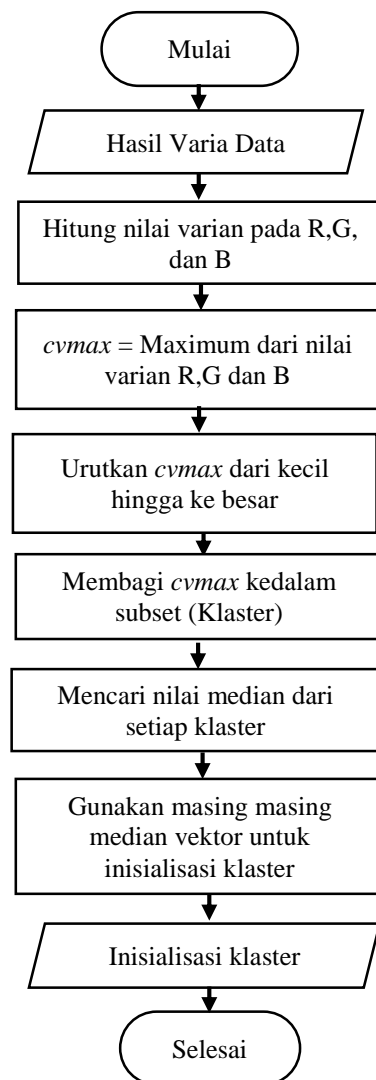
Gambar 3.10 a) Data *Background* b) Data Objek

3.3.4.2. Inisialisasi Klaster Berbasis Varian Maksimum

Tahapan selanjutnya adalah melakukan inisialisasi klaster dari hasil normalisasi yang telah didapat sebelumnya. Tahap ini dimulai dari mencari nilai varian pada setiap kanal R,G, dan B disebut sebagai *data*. Kemudian mencari nilai maksimum dari *nilai varian* yang telah didapat disebut sebagai *cvmax*. Pada contoh kasus pada Gambar 3.8(b) hasil normalisasi varian data, nilai maksimum varian berada pada fitur point (kanal B). Langkah selanjutnya diurutkan dari kecil hingga kebesar vektor data poin tersebut berdasarkan nilai yang memiliki varian maksimum (kanal B). Langkah selanjutnya membagi *cvmax* kedalam subset atau kelompok (klaster). Pada kasus ini jumlah subset dibagi dalam 3 kelompok (klaster).

Selanjutnya adalah mencari nilai median pada setiap kelompok, tahap terakhir adalah menggunakan nilai median pada setiap kelompok berdasarkan masing-masing vektor untuk dijadikan sebagai inisialisasi klaster. Tahapan selanjutnya adalah melakukan inisialisasi klaster dari hasil normalisasi yang telah didapat sebelumnya. Tahap ini dimulai dari mencari nilai varian pada setiap kanal R,G, dan B disebut sebagai *data*. Kemudian mencari nilai maksimum dari *nilai varian* yang telah didapat disebut sebagai *cvmax*. Urutkan seluruh data berdasarkan *cvmax* dimulai dari yang terkecil hingga kebesar atau secara *ascending*. Langkah selanjutnya membagi *cvmax* kedalam subset atau kelompok (klaster) . Pada kasus ini jumlah subset dibagi dalam 3 kelompok (klaster).dimana klaster pertama adalah inti sel, klaster kedua sitoplasma dan klaster ke tiga adalah *background*. Selanjutnya mencari nilai median pada setiap kelompok, tahap terakhir

menggunakan nilai median pada setiap kelompok berdasarkan masing-masing vektor untuk dijadikan sebagai inisialisasi kluster.

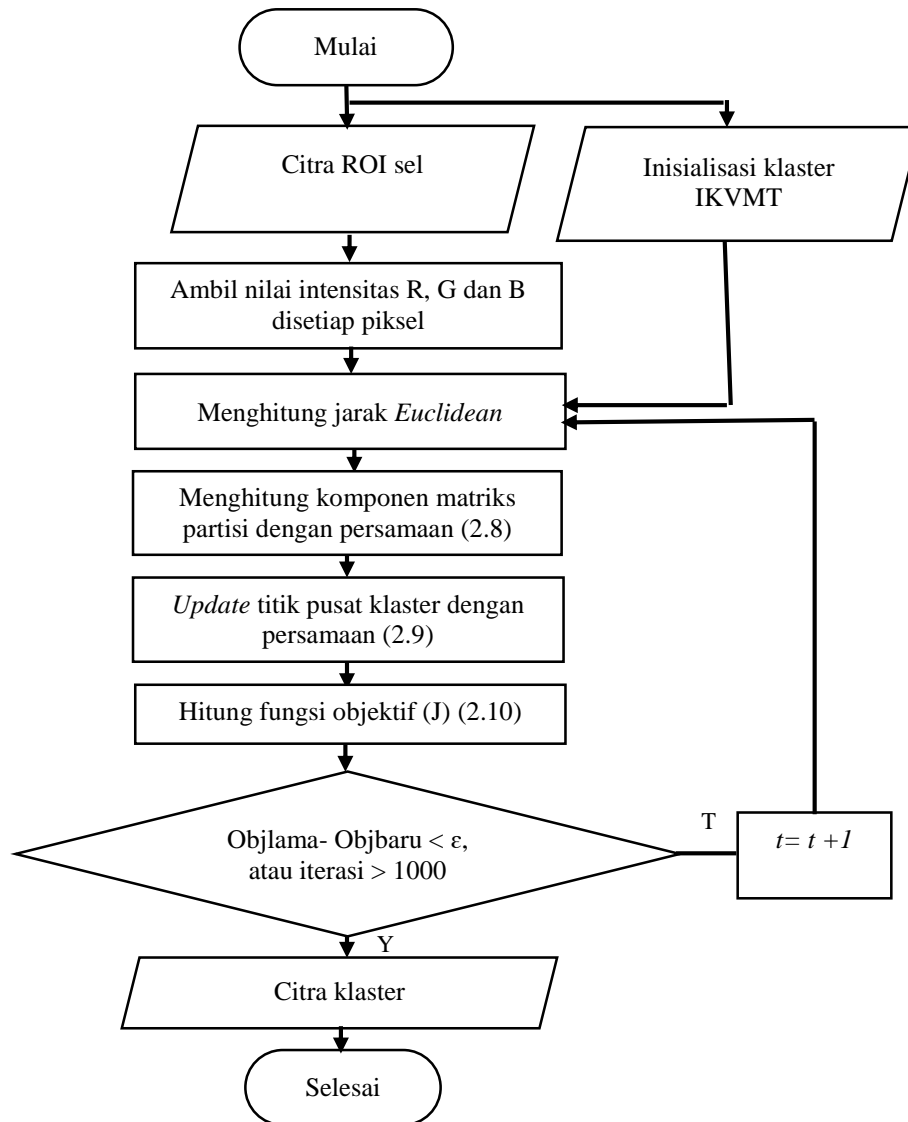


Gambar 3.11 *Flowchart* inisialisasi kluster berbasis varian maksimum

3.3.5. Klasterisasi Menggunakan Fuzzy C-Means

Keberhasilan segmentasi citra berbasis klasterisasi ditentukan dari keberhasilan dalam pengelompokkan fitur - fitur yang berdekatan ke dalam suatu kluster. Pengelompokan data fitur dilihat berdasarkan kemiripan jarak terhadap inisialisasi pusat kluster dengan menggunakan persamaan 2.9. Proses penentuan pusat kluster dengan lokasi rata-rata untuk tiap kelas. Kondisi awal dari *Fuzzy C-Means* menentukan inisialisasi kluster dilakukan pemilihan secara acak dengan

rentang nilai [0-1] yang akan dibandingkan terhadap setiap titik data. Kemudian dilakukan perhitungan fungsi objektif dengan menggunakan persamaan 2.10.



Gambar 3.12 *Flowchart* klasterisasi menggunakan FCM berdasarkan IKVMT

Fuzzy C-Means memperbaiki titik pusat kluster dan derajat keanggotaan setiap titik data secara barulang. Sampai memendapatkan lokasi titik pusat kluster yang tepat. Perulangan ini sampai pada minimalisasi fungsi objektif yang menggambarkan jarak dari titik data terhadap titik pusat kluster. Pemilihan nilai insialisasi secara acak pada saat kondisi awal berpengaruh terhadap titik konvergen. Semakin dekat tingkat kemiripan data terhadap pusat kluster maka semakin cepat titik konvergen begitu juga sebaliknya. Sehingga akurasi hasil klasterisasi dan

jumlah iterasi tidak menentu, demikian juga dengan waktu komputasi karena tergantung dari jumlah iterasi dan besaran data yang diolah.

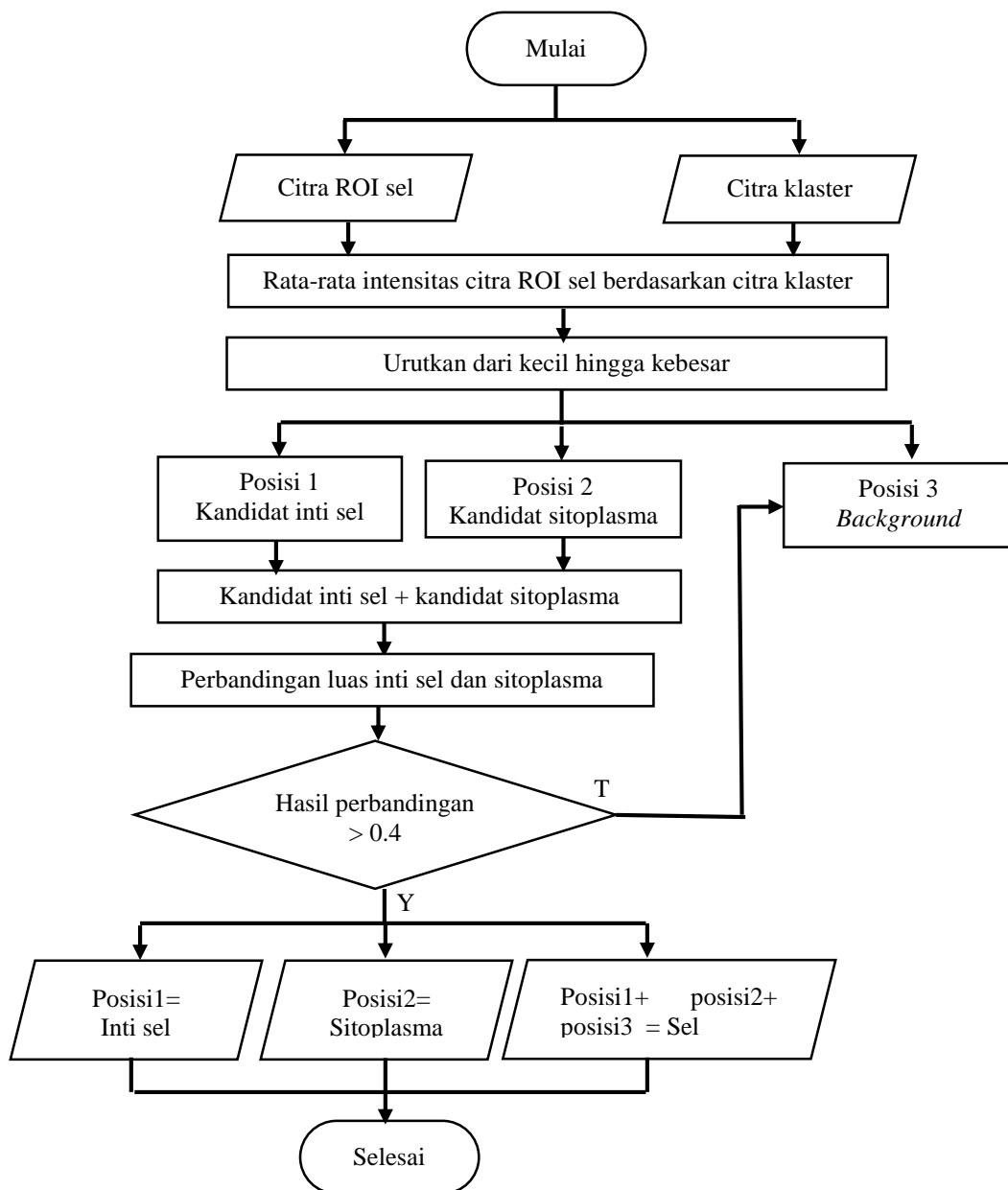
Untuk mengatasi masalah pada kondisi awal pemilihan inisialisasi kluster secara acak. Merupakan kontribusi pada penelitian ini adalah menggunakan inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi. IKVMT berfungsi mencari titik-titik data yang akan dijadikan sebagai titik pusat kluster awal, guna mempercepat konvergen.

Langkah-langkah klusterisasi menggunakan IKVMT-FCM berdasarkan Gambar 3.10 yang pertama adalah konversi data (citra ROI sel) kedalam rentang 0 (nol) sampai dengan 1 (satu). Tahap selanjutnya mengubah citra dari bentuk matriks ($m \times n$) kedalam bentuk vektor ($1 \dots n$). seperti pada contoh kasus pada citra 256×256 akan ada 65.536 piksel (titik data) disetiap kanal R, G, dan B atau dapat dilihat pada Gambar 3.8a. Penelitian ini menggunakan ruang warna RGB yang akan dijadikan vektor. Fitur data *point* (vektor) terdiri dari tiga yaitu *red*, *green* dan *blue*. Kemudian menghitung kemiripan data terhadap inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi dengan menggunakan jarak *euclidean*. Langkah selanjutnya menghitung komponen matriks partisi.

Selanjutnya adalah mengupdate perubahan matriks partisi dan selanjutnya adalah menghitung kembali titik pusat kluster. Setelah titik pusat kluster telah didapatkan langkah selanjutnya menghitung kembali fungsi objektif dengan menggunakan persamaan 2.10. Langkah terakhir adalah mengecek kondisi sampai mendapatkan ϵ (error minimum) atau maksimum iterasi. Jika ϵ jika langkah tersebut belum terpenuhi maka diulangi dengan menghitung kembali derajat keanggotaan sampai mendapat konvergen (Waleed, dkk, 2014).

3.3.6. Menentukan Objek Dari Hasil Kluster

Penentuan objek dari hasil kluster bertujuan memisahkan inti sel, sitoplasma terhadap *background*. Tahap-tahap pemisahan yang pertama adalah mencari rata-rata intensitas ROI sel berdasarkan citra kluster. Bertujuan untuk mengetahui posisi masing-masing objek terhadap klasternya. Karena diketahui bahwa rata-rata intensitas pada citra mikroskopis yang sudah diolah dalam bentuk ROI sel dimana inti sel bernilai rendah, sitoplasma bernilai sedang sedangkan



Gambar 3.13 *Flowchart* penentuan sel darah putih berdasarkan hasil klaster *background* yang didalam hanya masing-masing bernilai 1 memiliki intensitas yang sangat tinggi. Pencarian rata-rata intensitasi ROI sel berdasarkan hasil klaster yang dimaksud adalah citra hasil klaster yang telah didapat dari inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) dengan *Fuzzy C-Means*. Dimana didalamnya terdiri dari tiga kelas yakni kelas inti sel, kelas sitoplasma dan kelas *background*. Akan disepadankan atau dicocokkan dengan citra ROI sel

Pencocokan dilakukan dengan menghitung rata-rata intensitas pada ROI sel terhadap setiap daerah dari hasil klaster.

Setelah mendapatkan rata-rata intensitas langkah selanjutnya dengan mengurutkan posisi klaster berdasarkan rata-rata intensitas yang telah didapatkan mulai yang terkecil sampai terbesar. Tujuannya adalah agar mengetahui posisi masing-masing objek inti sel, sitoplasma dan *background*, karena klaster yang dihasilkan oleh IKVMT-FCM memiliki kelas yang tidak menentu. Terkadang kelas satu ditempati inti sel dan kadang-kadang juga ditempati oleh sitoplasma ataupun *background*. Pengurutan kelas dilakukan secara dari kecil kebesar (*ascending*) berdasarkan rata-rata intensitas dari masing-masing kelas. Hasil pengurutan posisi klaster menjadikan posisi pertama adalah kandidat inti sel kemudian kandidat sitoplasma dan yang ketiga *background*.

Langkah Selanjutnya adalah menggabungkan antara inti sel dan sitoplasma. Telah diketahui bahwa inti sel akan berada diposisi pertama dan sitoplasma akan berada diposisi kedua. Proses penggabungan akan didefinisikan sebagai ROI kandidat sel. Penggabungan tersebut bertujuan membentuk sebuah daerah objek baru yang didalamnya terdiri dari kandidat sel (inti sel dan sitoplasma). Ini dimaksudkan untuk menghapus artefak-artefak yang masih tergabung dalam kelas inti sel dan kelas sitoplasma. Seperti pada Gambar 4.4 pada bagian (a) terlihat warna biru mudah adalah artefak yang tergabung dalam kelas inti sel dan sitoplasma. ciri khusus dari artefak ini adalah hampir keseluruhan sel masuk kelas sitoplasma, sehingga untuk mengapusnya melakukan perbandingan antara luasan inti sel dan sitoplasma.

Pada penelitian ini penghapus artefak dilakukan dengan menghitung luas kelas objek inti sel terhadap kelas objek sitoplasma. Nilai hasil bagi luasan objek inti sel terhadap sitoplasma lebih besar dari pada 0,4 persen maka akan dinyatakan sebagai kontur objek sel darah putih yang di dalamnya inti sel dan sitoplasma sedangkan sebaliknya akan dijadikan sebagai *background*. *Flowchart* penentuan objek dapat dilihat pada Gambar 3.13.

3.3.7. Uji Coba dan Analisis

Tahap ini menjelaskan tentang skenario uji coba dan analisis hasil. Dalam skenario uji coba menjelaskan tentang pengujian metode usulan dengan metode pembandingan. Sedangkan analisis hasil menjelaskan tentang evaluasi perbandingan antara metode inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi pada FCM dengan metode FCM standar.

3.3.8. Skenario Uji Coba

Skenario dilakukan berdasarkan hasil inisialisasi pada penentuan inisialisasi titik pusat kluster antara metode usulan dan metode pembandingan. Dimana metode usulan yaitu Penentuan inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi pada *Fuzzy C-Means*. Penentuan inisialisasi kluster IKVMT mampu mengoptimalkan pemberian inisialisasi awal secara acak oleh FCM. Inisialisasi kluster yang optimal dapat mempercepat konvergensi dan tidak mudah terjebak dalam lokal optima. Selanjutnya membandingkan dengan metode *Fuzzy C-Means* standar.

3.3.9. Analisis Hasil

Untuk membandingkan hasil segmentasi sel darah putih citra mikroskopis leukemia dilakukan dengan evaluasi kerja secara kuantitatif. Evaluasi rata-rata hasil segmentasi metode dari usulan yaitu inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) pada *Fuzzy C-Means* dengan rata-rata hasil segmentasi metode *Fuzzy C-Means* Standar. Evaluasi hasil segmentasi menggunakan pendekatan *misclassification error* (ME) dan *relative foreground area error* (RAE) terhadap *groundtruth* (Sezgin, 2004). ME didefinisikan sebagai bentuk korelasi antara citra segmentasi dengan observasi ahli. Hal ini sesuai dengan rasio perbandingan antara piksel *background* yang dikenali sebagai *foreground* dan rasio perbandingan dari piksel *background* yang dikenali sebagai *foreground*. Perhitungan ME diformulasikan pada persamaan berikut:

$$ME = 1 - \frac{|B_O \cap B_T| + |F_O \cap F_T|}{|B_O| + |F_O|} \quad (3.2)$$

Dimana B_O dinotasikan sebagai *background* dan F_O dinotasikan sebagai *foreground* dari citra *original* (*ground truth*), sedangkan B_T dan F_T dinotasikan sebagai *background* dan *foreground* dari citra hasil segmentasi.

Sedangkan *relative foreground area error* (RAE) mengukur jumlah perbedaan properti objek seperti area dan bentuk, pengukuran perbedaan ini dilakukan terhadap segmentasi citra sel darah putih yang dihasilkan oleh sistem terhadap citra referensi (observasi ahli). Perhitungan RAE diformulasikan pada persamaan 3.2.

$$RAE = \begin{cases} \frac{A_O - A_T}{A_O} & \text{jika } A_T < A_O, \\ \frac{A_T - A_O}{A_T} & \text{jika } A_T \geq A_O, \end{cases} \quad (3.3)$$

Dimana A_O adalah area dari referensi citra atau *ground truth*, dan A_T adalah area dari citra hasil segmentasi.

BAB 4

UJI COBA DAN ANALISIS HASIL

Pengujian inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi pada *Fuzzy C-Means* dilakukan untuk mendapatkan hasil segmentasi yang lebih akurat dan akan dibandingkan dengan hasil segmentasi *Fuzzy C-Means* standar. Perbandingan hasil segmentasi dilakukan dengan menggunakan pendekatan RAE dan ME.

4.1 Spesifikasi Sistem

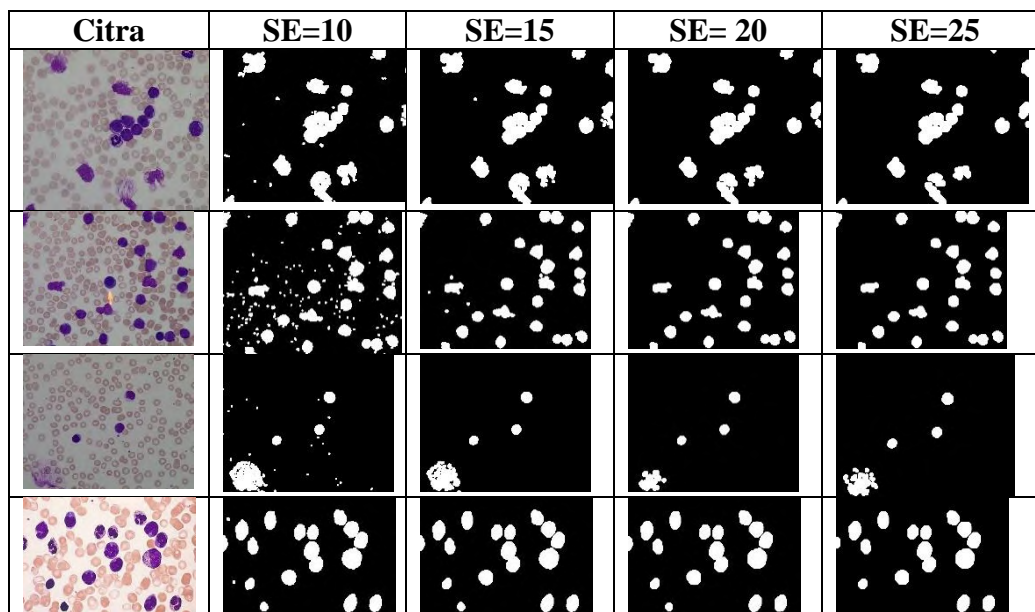
Pada penelitian ini tahapan implementasi dan pengujian dilakukan dengan menggunakan spesifikasi sistem yang terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak. Perangkat keras yang digunakan yaitu *Central Processing Unit* Amd A8, 2 GHz dan RAM 8 GB sedangkan perangkat lunak yang digunakan adalah windows 10 64 bit dan matlab R2015a.

4.2 Data Uji Coba

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu citra mikroskopis sel darah putih yang memiliki penyakit leukemia. Total citra yang akan digunakan adalah berjumlah 35 citra. Diantaranya terdiri dari 25 citra yang diambil dari (Labati, 2011) dan 10 citra diambil dari berbagai sumber yang memiliki variasi warna yang berbeda-beda.

4.3 Skenario Uji Coba Penentuan ROI menggunakan Morfologi

Penentuan ROI menggunakan morfologi merupakan tahapan awal setelah citra input. Proses ini berfungsi menentukan daerah objek sel darah putih dan mereduksi artefak-artefak pada daerah sekitar objek. Tahapan ini dilakukan sesuai dengan *flowchart* Gambar 3.5 yang dimulai dari input citra sampai operasi morfologi. Langkah awal adalah dengan melakukan konversi kedalam ruang warna RGB kedalam ruang warna HSV seperti pada Gambar 3.4. hal ini ditujukan untuk mereduksi pengaruh pencahayaan akibat variasi pewarnaan.



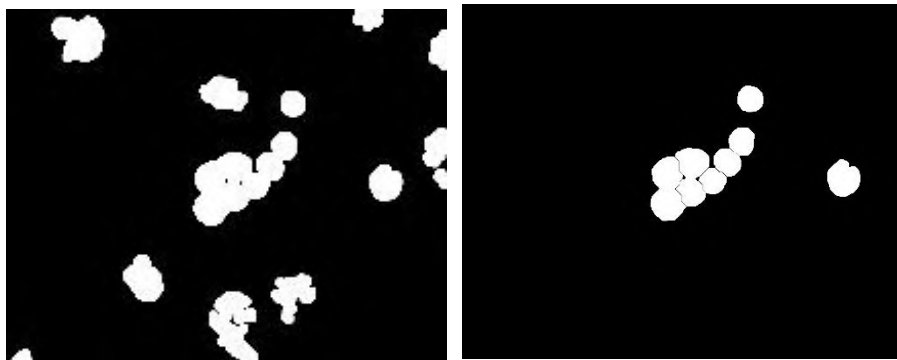
Gambar 4.1 Penentuan Parameter ROI menggunakan Morfologi

Setelah itu proses selanjutnya yaitu menggunakan operasi morfologi *opening*. Konsep umum dari morfologi adalah membutuhkan struktur elemen sebagai parameter untuk menentukan daerah objek. Karena tidak adanya aturan baku dalam menentukan parameter pada struktur elemen sehingga dibutuhkan pengujian parameter untuk ditetapkan sebagai parameter khusus yang akan digunakan. Pemilihan parameter yang diharuskan dapat mewakili keseluruhan dataset yang akan digunakan. Dilihat dari jenis citra mikroskopis sel darah putih yang memiliki variasi warna yang beragam. Pada penelitian ini menggunakan 4 sampel citra untuk pengujian seperti pada Gambar 4.1 yang akan mewakili seluruh dataset yang akan digunakan.

Dari beberapa pengujian yang telah dilakukan pada penelitian ini menggunakan parameter pembanding sebagai acuan untuk mengambil kesimpulan dari parameter yang akan digunakan. Jika dilihat pada Gambar 4.1 parameter yang tepat yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan struktur elemen sama dengan 20, karena sudah dapat mengambil seluruh komponen sel darah putih. Setelah dilakukan untuk keseluruhan dataset terbukti pada Lampiran 1 bahwa struktur elemen sama dengan 20 dapat mewakili seluruh data set yang digunakan.

4.4 Uji Coba Pembersihan Sel Darah Putih Abnormal dan Tepi

Pada citra sel darah putih penyakit leukemia seringkali dijumpai citra cacat yang abnormal dan sel darah putih yang berada ditepi. Ini dapat menurunkan performa saat melakukan proses identifikasi penyakit leukemia. Untuk menghapus sel darah putih abnormal dan tepi tersebut dilakukan dua tahap. Pertama adalah menggunakan rumus *imclearborder*, yang dapat berfungsi membersihkan citra sel darah putih yang berada tepi dengan mencari piksel dibagian pinggir citra. Sedangkan tahap selanjutnya menggunakan tingkat bulat suatu citra sel darah putih. Namun seperti pada Gambar 4.2 dimana dibagian tengah adalah sel darah putih yang bersentuhan. hal ini akan berpengaruh pada perhitungan *roundness*. Karena citra sel darah putih yang bersentuhan akan terhitung sebagai satu objek sel. Sementara perhitungan *roundness* berdasarkan setiap objek sel yang terpisah. Untuk mengatasi masalah tersebut perlu dilakukan pemisahan sel bersentuhan. *Watershed* merupakan satu dari sekian metode yang mampu memisahkan sel darah putih yang bersentuhan.



(a)

(b)

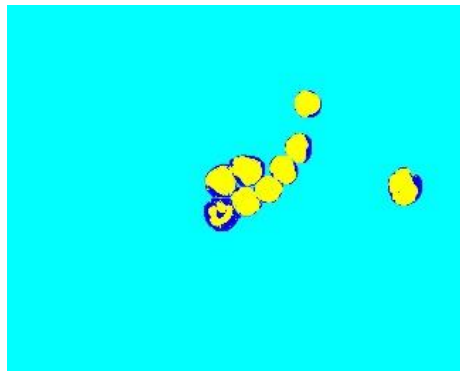
Gambar 4.2 (a) Citra hasil operasi morfologi (b) Hasil pembersihan sel darah putih abnormal dan tepi

Pembersihan Sel darah putih abnormal dengan memperhitungkan tingkat bulat (*roundness*) seperti pada persamaan 3.1. citra abnormal memiliki ciri khusus yaitu bentuknya yang tidak bulat sedangkan citra normal memiliki bentuk bulat. Seperti pada Gambar 4.9 merupakan salah satu hasil pemisahan sel darah putih yang bersentuhan. Setelah proses pemisahan sel dilakukan kemudian dilanjutkan dengan perhitungan tingkat bulat. (Putzu, dkk, 2014) menggunakan parameter khusus untuk

menyeleksi citra sel darah putih abnormal dan citra sel darah putih normal yaitu dengan menggunakan *threshold* 0.8 sebagai *magic number*.

Pada penelitian ini menggunakan *threshold* 0.86 untuk menentukan sel normal dan sel abnormal. Karena dilihat dari kontur objek sel darah putih yang setelah dilakukam pemisalah sel. Parameter ini yang nanti akan digunakan untuk seluruh dataset akan digunakan. Objek yang diatas *threshold* dijadikan sebagai sel darah putih normal sedangkan dibawah dari *threshold* dijadikan sebagai sel abnormal. Hasil uji coba penentuan *roundness* objek dan pembersihan citra dapat dilihat pada Gambar 4.2.

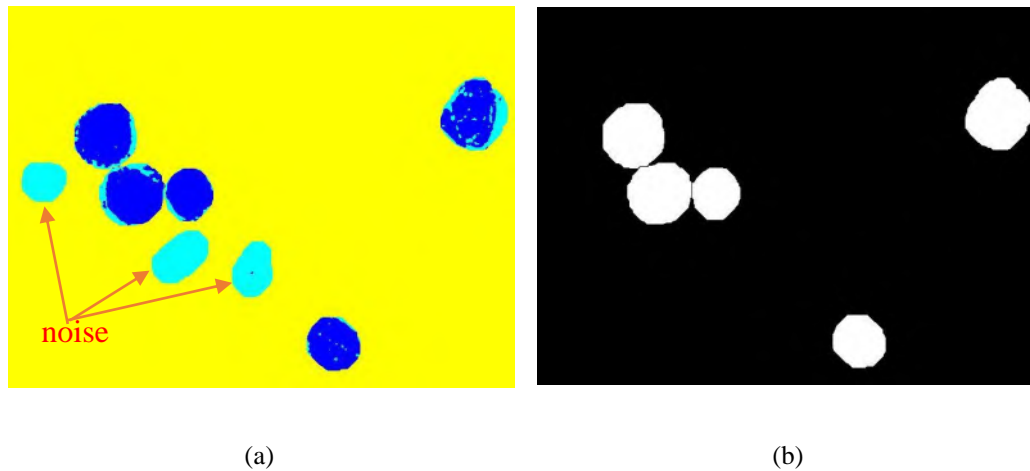
4.5 Uji Coba Klasterisasi FCM Dengan Menggunakan IKVMT



Gambar 4.3 Hasil klasterisasi FCM menggunakan IKVMT

Uji coba ini adalah pengujian metode usulan menggunakan citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia dengan variasi warna sel yang berbeda. Tujuan dari uji coba ini membagi daerah inti sel dan sitoplasma terhadap *background*. Proses dari skenario ini terdiri dari tiga tahap pengerjaan. Pertama normalisasi varian data bertujuan mengurangi pengaruh dari salah satu dari varian data. Kedua inisialisasi klaster dengan varian maksimum dari hasil normalisasi varian data bertujuan menentukan inisialisasi klaster yang tepat untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi waktu segmentasi. Ketiga adalah klasterisasi menggunakan *Fuzzy C-Means* dengan menggunakan inisialisasi klaster varian maksimum ternormalisasi yang telah didapat sebelumnya. Hasil uji coba klasterisasi menggunakan FCM dengan menggunakan inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) dapat di tunjukkan pada Gambar 4.3.

4.6 Uji Coba Penentuan Sel Darah Putih Berdasarkan Hasil Klaster



Gambar 4.4 Penentuan objek berdasarkan hasil klaster (a) Hasil klaster dengan FCM-IKVTM (b) Hasil Segmentasi sel darah putih

Penentuan sel darah putih berdasarkan hasil klaster merupakan tahapan terakhir dari penelitian ini. Pada tahap ini bertujuan untuk menentukan objek sel (inti sel dan sitoplasma) dan *background*. Pada Gambar 4.4 yang berwarna biru muda merupakan salah satu artefak yang berbentuk bulat sehingga tidak dapat terhapus oleh melakukan perhitungan *roundness* (tingkat bulat). Untuk itu perlu dilakukan penentuan sel darah putih dengan memperhitungkan rata-rata intensitas ROI sel terhadap hasil klaster. Langkah-langkah penghapusan tersebut adalah membandingkan antara luasan daerah inti sel dan luas daerah sitoplasma seperti pada penjelasan *flowchart* 3.13. Pada Gambar 4.4(a) merupakan hasil dari proses penentuan Sel darah putih keseluruhan berdasarkan hasil klaster.

4.7 Skenario Uji Coba

Pada sub-bab ini dipaparkan hasil uji coba inisialisasi klaster pada citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia dengan menggunakan metode yang diusulkan dan metode pembanding. Percobaan tersebut dilakukan sebanyak 5 kali secara berturut-turut dengan mengevaluasi kinerja hasil inisialisasi klaster, evaluasi kinerja segmentasi dan evaluasi efisiensi waktu segmentasi. Berikut hasil analisis berdasarkan skenario uji cobanya.

4.7.1 Skenario Uji coba Inisialisasi Kluster

Tabel 4.1 Perbandingan antara inisialisasi kluster IKVMT dan FCM

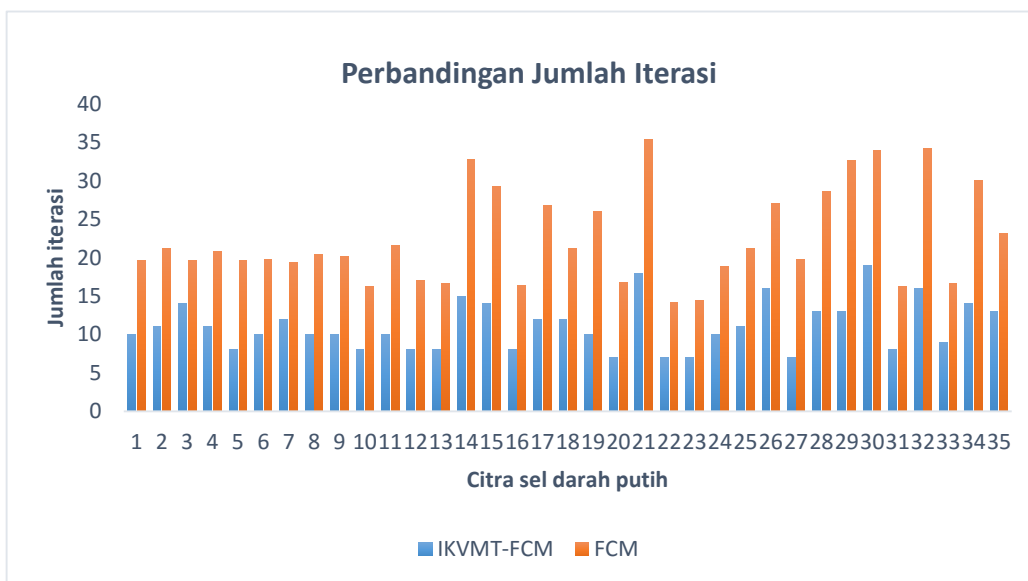
Percobaan		FCM (Nilai Acak)			IKVMT		
		R	G	B	R	G	B
1	Inisialisasi pusat kluster	0,97261	0,96613	0,97924	0,24706	0,05882	0,43922
		0,97274	0,96630	0,97934	0,35294	0,19216	0,50588
		0,97282	0,96639	0,97940	1,00000	1,00000	1,00000
2		0,97273	0,96628	0,97933	0,24706	0,05882	0,43922
		0,97282	0,96639	0,97940	0,35294	0,19216	0,50588
		0,97265	0,96618	0,97928	1,00000	1,00000	1,00000
3		0,97277	0,96633	0,97937	0,24706	0,05882	0,43922
		0,97273	0,96628	0,97933	0,35294	0,19216	0,50588
		0,97279	0,96635	0,97937	1,00000	1,00000	1,00000
4		0,97270	0,96624	0,97932	0,24706	0,05882	0,43922
		0,97272	0,96625	0,97932	0,35294	0,19216	0,50588
		0,97276	0,96633	0,97936	1,00000	1,00000	1,00000
5		0,97286	0,96645	0,97944	0,24706	0,05882	0,43922
		0,97271	0,96624	0,97931	0,35294	0,19216	0,50588
		0,97266	0,96621	0,97929	1,00000	1,00000	1,00000

Tabel 4.2 Rata-rata intensitas sel darah putih

Citra	Rata kanal		
	R	G	B
Inti Sel	0.2655852	0.0804097	0.2655852
Sitoplasma	0.4731189	0.3883669	0.4731189
Background	1	1	1

Berdasarkan skenario uji coba pada Tabel 4.1, menunjukkan bahwa evaluasi hasil yang didapatkan pada citra 1 (pertama) dengan dilakukan lima kali percobaan secara beturut-turut. Telah ditemukan fakta bahwa ada perbedaan antara inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) dan FCM (nilai acak). Perbedaan tersebut dapat dilihat dari jarak antara inisialisasi pusat kluster yang dihasilkan terhadap rata-rata intensitas (inti sel, sitoplasma dan *background*) dan fluktuasi nilai inisialisasi pusat kluster disetiap kali percobaan dilakukan.

Dimana hasil jarak inisialisasi pusat kluster menggunakan IKVMT memiliki jarak lebih dekat terhadap rata-rata intensitas kanal inti sel, sitoplasma dan *background* jika dibandingkan dengan *Fuzzy C-Means* (pemilihan nilai inisialisasi secara acak). Sedangkan fluktuasi nilai inisialisasi pusat kluster pada setiap kali percobaan menggunakan IKVMT memiliki nilai konstan sedangkan *Fuzzy C-Means* (pemilihan nilai inisialisasi secara acak) tidak konstan setiap dilakukan percobaan. Inisialisasi kluster dengan menggunakan IKVMT untuk citra secara keseluruhan dapat dilihat pada tabel Lampiran 2.



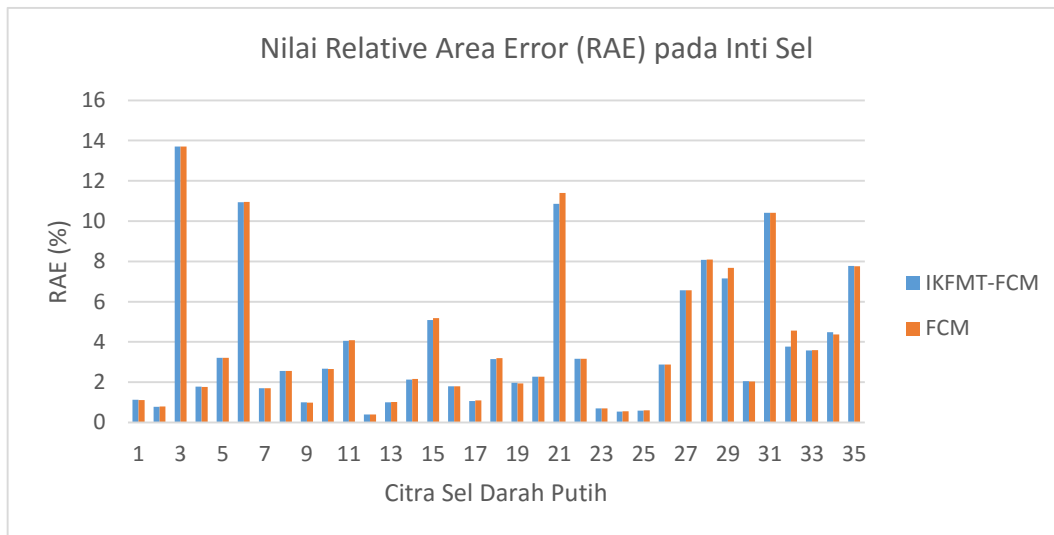
Gambar 4.5 Grafik perbandingan jumlah iterasi IKVMT-FCM dan FCM

Persentase Akurasi dan efisiensi waktu eksekusi dapat diukur dengan penentuan inisialisasi pusat kluster yang tepat. Aspek-aspek yang akan dipengaruhi adalah akurasi hasil segmentasi, jumlah iterasi, nilai fungsi objektif dan waktu klusterisasi citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia. Jumlah iterasi yang sedikit akan berpengaruh pada waktu klusterisasi sedangkan nilai fungsi objektif yang tepat dan rata-rata akan berpengaruh pada hasil akurasi segmentasi citra mikroskopis sel darah putih. Data lengkap Hasil uji coba jumlah iterasi untuk keseluruhan dataset citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia dapat dilihat pada Lampiran 3 sedangkan untuk fungsi objektif dapat dilihat pada Lampiran 4.

Berdasarkan hasil uji coba pada Gambar 4.5, menunjukkan bahwa rata-rata jumlah iterasi metode usulan untuk seluruh dataset sebanyak 11.11 iterasi, dengan

jumlah iterasi tercepat adalah sebanyak 7 iterasi dimana dimiliki oleh 4 citra yaitu 20, 22, 23 dan 27. Sedangkan jumlah iterasi terbanyak adalah 19 iterasi yang dimiliki oleh citra 30. Untuk metode pembandingan jumlah rata-rata iterasi untuk seluruh dataset yaitu berkisar sebanyak 22,52 iterasi, dengan jumlah iterasi tercepat adalah sebanyak 14,2 iterasi dimana terdapat pada citra 22 sedangkan jumlah iterasi terbanyak adalah 33 Iterasi yang terdapat pada citra 21. Iterasi yang dihasilkan oleh metode usulan inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi bernilai tetap sedangkan metode pembandingan berubah-ubah.

4.7.2 Skenario Uji Coba Kinerja Segmentasi



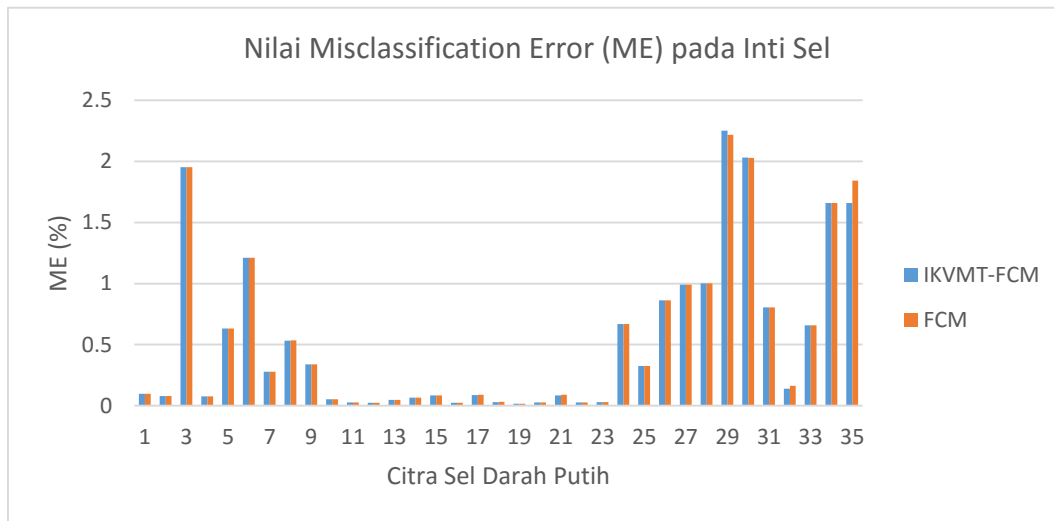
Gambar 4.6 Grafik perbandingan RAE metode IKVM-FCM dan FCM

Persentase hasil akurasi segmentasi dengan menggunakan dua metode perbandingan yaitu *Relative Area Error* (RAE) dan *Misclassification Error* (ME). Kedua perbandingan tersebut dilihat dari sisi *error* atau kesalahan segmentasi. Jadi semakin kecil nilai RAE dan ME yang dihasilkan maka semakin baik segmentasi yang dihasilkan atau mendekati citra *groundtruth*. Skenario yang dilakukan dengan membandingkan sel keseluruhan dan inti sel. Berdasarkan Lampiran 5 evaluasi hasil segmentasi sel darah putih untuk seluruh dataset ditemukan fakta bahwa, metode usulan menghasilkan nilai rata-rata persentase *Relative Area Error* (RAE) adalah 4.28 dimana terdapat 3 yang memiliki nilai RAE terebesar diatas 10% yaitu

citra 3, 6 dan 26 sedangkan yang terkecil bawah 1% adalah citra 4, 23 dan 32. Hampir semua sama antara metode usulan dan metode pembandingan, perbedaannya ada pada citra 26, 28 29,30,34 dan 35. Sedangkan evaluasi hasil segmentasi dengan menggunakan *Misclassification Error* (ME) metode IKVMT-FCM untuk seluruh dataset adalah 0,60 dimana terdapat 4 yang memiliki nilai ME terbesar diatas 2% yaitu citra 3, 6, 26 dan 35 sedangkan yang terkecil adalah terdapat pada citra 32. Ada beberapa perbedaan dari evaluasi hasil antara metode usulan dan metode pembandingan yaitu terdapat pada citra 26, 28, 30, 34 dan 35.

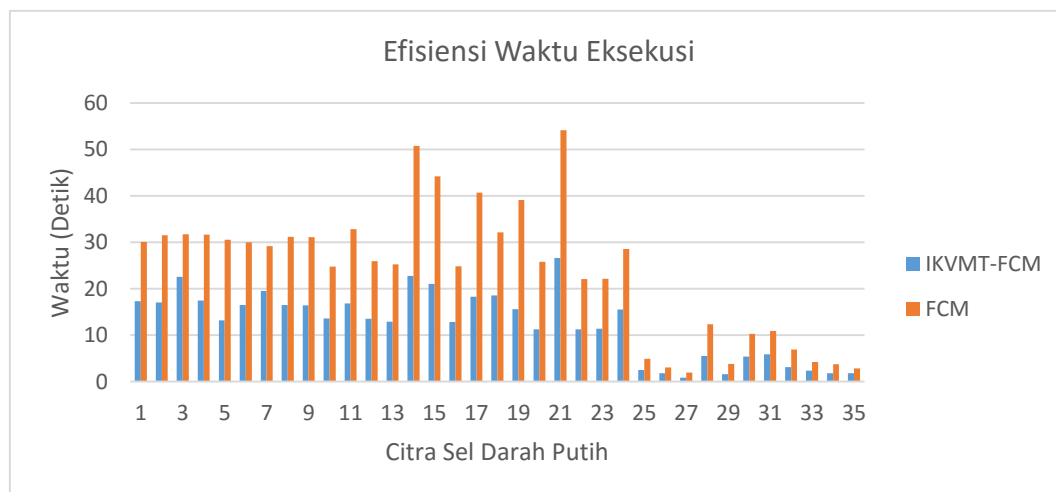
Berdasarkan Gambar 4.6 menemukan fakta tentang evaluasi hasil segmentasi citra inti sel bahwa, metode usulan menghasilkan nilai rata-rata persentase *Relative Area Error* (RAE) untuk seluruh dataset adalah 3.85 dimana terdapat 4 yang memiliki nilai RAE terbesar diatas 10% yaitu citra 3, 6, 21 dan 31 sedangkan yang terkecil dibawah 0,39 yang terdapat pada citra 12. Sedangkan metode pembandingan evaluasi hasil segmentasi untuk citra keseluruhan 3,91 dimana RAE terbesar diatas 10% adalah citra 3, 6, 21 dan 31 sedangkan citra yang memiliki nilai error terkecil yaitu 0,39 yang terdapat pada citra 12. Dari hasil perbandingan untuk seluruh dataset maka metode usulan memiliki nilai RAE terkecil jika dibandingkan dengan metode pembandingan. Evaluasi hasil segmentasi inti sel secara keseluruhan dapat dilihat pada Lampiran 6.

Berdasarkan Gambar 4.7 menemukan fakta bahwa evaluasi hasil segmentasi citra inti sel metode usulan menghasilkan nilai rata-rata persentase *Misclassification Error* (ME) untuk seluruh dataset adalah 0,53 dimana terdapat 2 yang memiliki nilai ME terbesar diatas 2% yaitu citra 29 dan 30 sedangkan yang terkecil memiliki nilai 0,01% terdapat pada citra 19. Sedangkan metode pembandingan evaluasi hasil segmentasi untuk seluruh dataset 0,54 dimana ME terbesar diatas 2% adalah citra 29 dan 30 sedangkan citra yang memiliki nilai *error* terkecil yaitu 0,01 yang terdapat pada citra 19. Dari hasil perbandingan untuk seluruh dataset maka metode usulan memiliki nilai rata-rata ME lebih kecil jika dibandingkan dengan metode pembandingan. Evaluasi hasil segmentasi inti sel secara keseluruhan dapat dilihat pada Lampiran 6.



Gambar 4.7 Grafik perbandingan ME metode IKVM-FCM dan FCM

4.7.3 Skenario Hasil Efisiensi Segmentasi



Gambar 4.8 Grafik waktu eksekusi segmentasi IKVMT-FCM dan FCM

Berdasarkan fakta pada Gambar 4.8, menunjukkan bahwa rata-rata waktu eksekusi metode usulan berkisar antara 12,31 detik, dimana waktu tercepat adalah 0,79 detik yang terdapat pada citra 27 dan waktu terlama adalah 26,60 detik diperoleh dari citra 21. Sedangkan metode pembandingan dimana rata-rata waktu yang dibutuhkan untuk mengeksekusi keseluruhan dataset berkisar antara 23,86 detik, dengan waktu cepat adalah 1,95 detik terdapat pada citra 27 dan waktu

terlama adalah 54,14 detik terdapat pada citra 21. Waktu eksekusi secara keseluruhan dapat dilihat pada Lampiran 7.

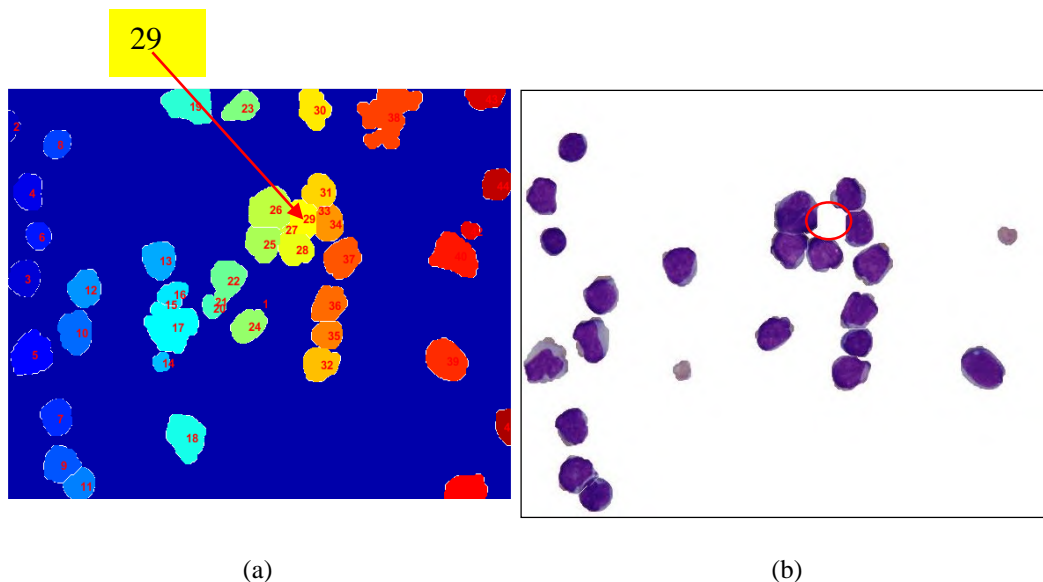
4.8 Pembahasan Hasil

Dari beberapa percobaan yang telah dilakukan diketahui bahwa akibat proses *staining* (variasi pewarnaan) dapat mempengaruhi proses identifikasi penyait leukemia. Variasi pewarnaan ini dapat direduksi dengan menggunakan *hue*, *saturation*, dan *value* (HSV) yang kemudian dilanjutkan dengan operasi morfologi. Dimana HSV bekerja untuk mereduksi pengaruh pencahayaan citra akibat variasi pewarnaan dan operasi morfologi dapat menentukan kandidat objek secara keseluruhan. Penentuan ROI menggunakan morfologi ini dapat menghasilkan kontur kandidat objek yang halus. Namun ada beberapa kontur objek yang hilang ataupun noise bersentuhan dengan objek, sehingga berpengaruh terhadap proses segmentasi penyakit leukemia. Hal ini membutuhkan parameter struktur elemen yang tepat untuk menentukan objek.

Pada Gambar 4.1 dilakukan 4 skenario percobaan penentuan struktur element yang tepat untuk seluruh dataset yaitu $r=10$, $r=15$, $r=20$ dan $r=25$. Dimana $r=10$ dan $r=15$ noise belum dapat direduksi secara keseluruhan dan $r=25$ noise sudah dapat direduksi namun sebagian besar kontur objek sudah hilang. Sedangkan $r=20$ objek sudah dapat dicakup secara keseluruhan dan noise sebagian besar dapat direduksi.

Selanjutnya, Hasil operasi morfologi membantu mendapatkan daerah-daerah objek. Proses pemisahan inti sel dan sitoplasma sudah dapat dilakukan dengan menggunakan *Fuzzy C-Means*. Hanya saja pada citra leukemia sering dijumpai citra cacat yang abnormal dan sel darah putih yang berada ditepi citra. Sehingga akan menurunkan performa saat melakukan identifikasi penyakit leukemia. Pembesihan tepi citra dapat dilakukan dengan menggunakan rumus *imclearborder*. Rumus ini bekerja dalam citra biner dengan mencari piksel yang berada pada tepi citra. Sedangkan pernghapusan citra abnormal harus memperhitungkan bentuk citra. Karena ciri umum dari citra abnormal memiliki bentuk tidak bulat sedangkan sel secara keseluruhan memiliki bentuk bulat. Maka

perlu dilakukan pendeteksian *roundness* (tingkat bulat) disetiap objek sel darah putih. Sebelum melakukan pendeteksian tingkat bulat terlebih dahulu dipisahkan dengan menggunakan metode *watershed*. Dengan menggunakan parameter *threshold* 0.86 untuk mengukur *roundness* sebuah sel darah putih pada keseluruhan dataset maka sebagian besar citra abnormal sudah dapat dihapus. Ini dapat dibuktikan dengan segmentasi akhir citra sel darah putih penyakit leukemia dari keseluruhan dataset. Namun pada kasus lain terdapat beberapa citra seperti citra 3 dimana salah satu objek sel darah putih terhapus karena *roundness* (tingkat bulat) berada dibawah parameter yang telah di tetapkan.



Gambar 4.9 (a) Pembersihan sel darah putih abnormal dan tepi (b) Hasil pembersihan sel darah putih

Pada Gambar 4.9(a) menunjukan pada *labeling* ke-29 merupakan objek sel darah putih yang bersentuhan dengan objek lainnya, hal ini menyebabkan garis *watershed* membentuk objek sel menjadi tidak bulat. Sehingga setelah dilakukan perhitungan *roundness label* objek sel tersebut berada dibawah parameter yang telah ditetapkan. Gambar 4.9(b) merupakan hasil dari *roundness* dan pembersihan citra. Dimana terlihat pada lingkaran merah merupakan objek sel yang terhapus akibat dari *roundness* (tingkat bulat) dibawah Parameter yang ditetapkan. Hal ini akan berpengaruh pada hasil segmentasi citra sel darah putih penyakit leukemia.

Karena citra sel darah putih yang akan disegmentasi adalah citra ROI sel yang diambil dari region yang dihasilkan oleh pembersihan objek sel darah putih abnormal dan tepi. Untuk mengatasi masalah tersebut perlu adanya penetapan parameter yang adaptif untuk perhitungan *roundness* (tingkat bulat) pada setiap objek untuk seluruh dataset.

Inisialisasi klaster varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) dapat membantu meningkatkan akurasi dan efisiensi terhadap waktu. Hal ini dibuktikan dengan rata-rata akurasi segmentasi sel secara keseluruhan untuk *Relative Area Error* (RAE) adalah 4,2807 dan *Misclassification Error* (ME) adalah 0,60. Sedangkan metode pembanding yaitu dengan menggunakan *Fuzzy C-Means* mencapai RAE adalah 4,2824 dan ME adalah 0,60. Untuk perbandingan inti sel rata-rata akurasi untuk seluruh dataset adalah RAE adalah 3,856 dan ME adalah 0,53. Sedangkan metode pembanding seluruh dataset adalah RAE adalah 3,91 dan ME adalah 0,54. Untuk perbandingan efisiensi waktu eksekusi rata-rata metode usulan lebih unggul jika dibandingkan dengan metode pembanding. Hal ini dapat dibuktikan Pada Gambar 4.8 dimana rata-rata waktu eksekusi metode usulan berkisar antara 12,30 detik sedangkan waktu eksekusi untuk metode pembanding mencapai 23,86 detik.

Pencapaian akurasi dan efisiensi waktu eksekusi dipengaruhi oleh nilai inialisasi klaster. Inisialisasi klaster yang didapatkan dari IKVMT bernilai konstan sehingga nilai inisialisasi klaster pusat yang dihasilkan tidak berubah-ubah. Sedangkan pemilihan inisialisasi klaster yang dilakukan oleh *Fuzzy C-Means* adalah secara acak sehingga memiliki nilai fungsi objektif berubah-ubah, sehingga membutuhkan iterasi yang banyak untuk mencapai konvergen. Sedangkan dengan menggunakan inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) pada *Fuzzy C-Means* memiliki nilai inisialisasi klaster yang konstan, sehingga nilai fungsi objektif dan jumlah iterasinya tetap. Hal ini dapat dibuktikan dengan perbandingan nilai fungsi objektif pada tabel Lampiran 4.

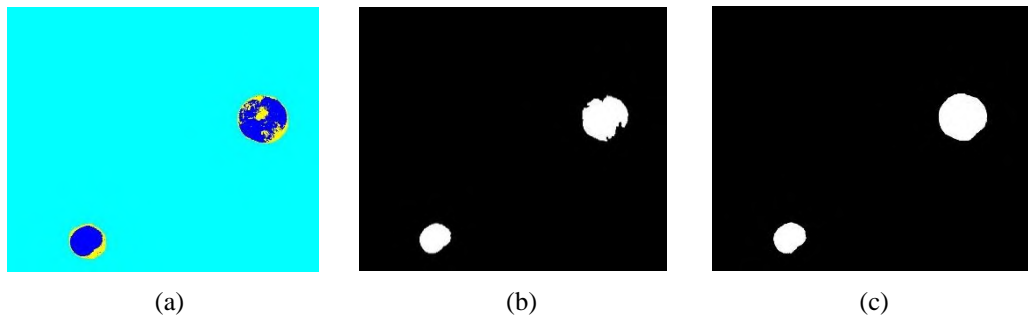
Pengaruh inisialisasi klaster secara acak terhadap akurasi dan efisiensi waktu eksekusi yaitu apabila nilai acak berada jauh dari titik konvergen. Maka akan berpengaruh pada jumlah iterasi dan juga terjebak pada lokal optima. Karena semakin banyak jumlah iterasi pada setiap komputasi maka semakin lama juga

waktu yang dibutuhkan sedangkan semakin sedikit jumlah iterasi. Maka semakin sedikit waktu yang dibutuhkan proses komputasi dalam pengolahan citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia. Dari hasil percobaan yang dibangkitkan oleh inisialisasi klaster secara acak oleh *Fuzzy C-Means* dapat dilihat pada Lampiran 8.

Efisiensi waktu klasterisasi selain dilihat dari segi iterasi juga diperhitungkan jumlah penggunaan memori pada saat program dijalankan dan besarnya data yang diolah. Karena setiap iterasi dihitung jarak *euclidian* data terhadap inisialisasi klaster yang telah dihasilkan. Hal ini dapat dibuktikan dengan jumlah iterasi dan waktu yang dihasilkan. Sebagai contoh citra 35 dengan ukuran 325x509 pixel dengan jumlah iterasi terkecil adalah 17 iterasi dimana waktu eksekusi dibutuhkan sebanyak 2,175 detik sedangkan yang terbesar 27 iterasi dengan waktu eksekusi dibutuhkan sebanyak 2,975 detik. Sedangkan menggunakan citra 14 yang berukuran 1368x1712 pixel dengan jumlah iterasi yang terkecil 27 iterasi dimana waktu yang dibutuhkan sebanyak 41,47 detik sedangkan yang terbesar dengan jumlah 35 iterasi dengan waktu dibutuhkan sebanyak 54,01 detik.

Berdasarkan pengamatan hasil skenario yang dilakukan terlihat pada Gambar 4.3 terlihat bahwa klasterisasi dengan menggunakan *Fuzzy C-Means* sudah dapat memisahkan antara inti sel dan sitoplasma terhadap *background*. Pemisahan dibagi kedalam tiga kelas yaitu kelas inti sel berwarna kuning, kelas sitoplasma berwarna biru dan kelas *background* berwarna biru muda. Namun seperti terlihat pada citra 21 pada Gambar 4.10 dimana sebagian anggota harusnya akan menjadi anggota dari objek inti sel, namun dianggap sebagai anggota sitoplasma. Hal ini disebabkan oleh intensitas inti sel dan sitoplasma memiliki kedekatan derajat keanggotaan. Sehingga *Fuzzy C-Means* sulit menentukan derajat anggota masing-masing. Untuk itu perlu dilakukan klasterisasi yang adaptif dan tepat dalam membagi daerah inti sel sitoplasma dan *background*.

Selanjutnya, penentuan sel darah putih berdasarkan hasil klaster dapat memisahkan objek sel darah putih dan *background*. Ini dapat dilihat pada Gambar 4.4(a) dimana ada artefak yang memiliki bentuk seperti sel darah putih dan memiliki intensitas mendekati sitoplasma. Secara bentuk maka artefak tersebut dianggap sebagai objek sel darah putih normal. Jika ditinjau dari intensitas untuk

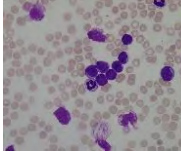



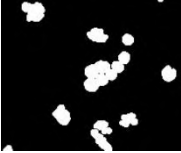
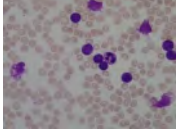




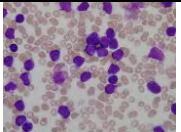
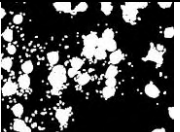



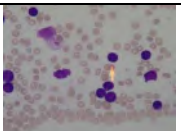




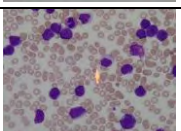




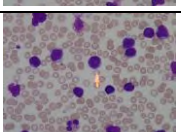

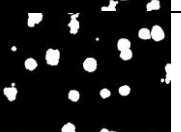
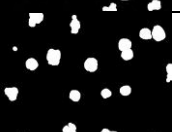
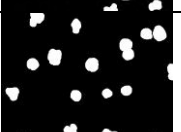
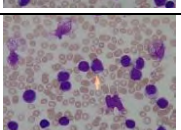
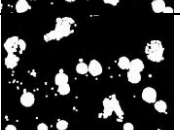



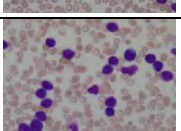




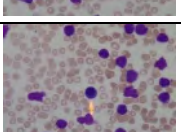




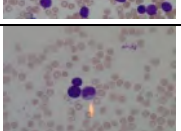




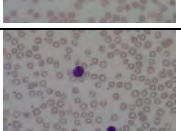






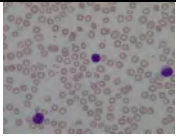




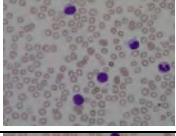


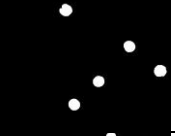
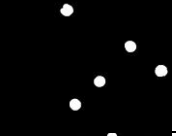
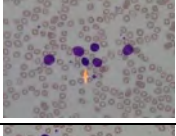




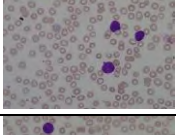




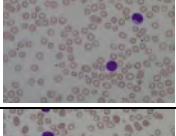




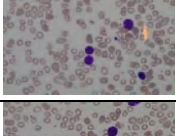




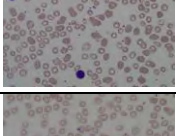




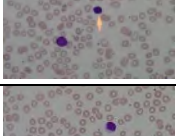


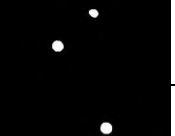
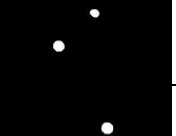
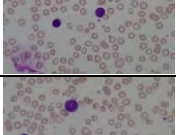




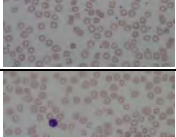




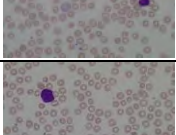









Gambar 4.10 Penentuan objek berdasarkan hasil kluster (a) Hasil kluster dengan FCM-IKVM (b) Hasil Segmentasi (c) *Groundtruth*

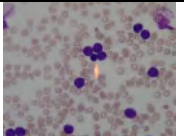



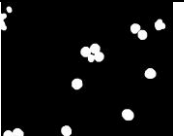
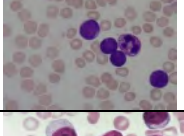




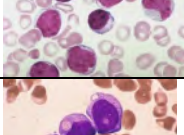




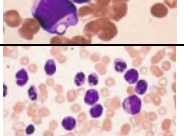




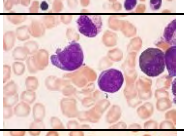




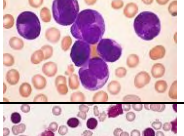



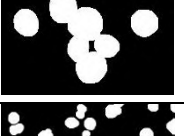
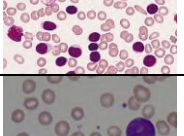


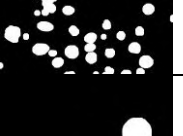
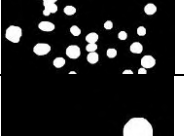
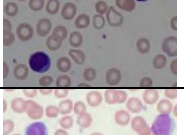
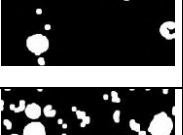



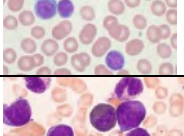




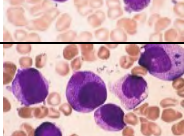




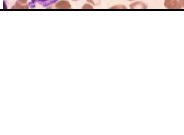









seluruh dataset, sebagai contoh dilihat pada Gambar 4.4 (a) (ROI sel) dimana rata-rata intensitas inti sel, sitoplasma, dan *background* berbeda-beda. Perbedaan tersebut dapat dimanfaatkan dengan menghitung rata-rata intensitas ROI sel terhadap hasil kluster yang telah didapat. Pada penelitian ini dilakukan percobaan dapat dibuktikan bahwa rata-rata intensitas terendah dimiliki oleh kelas inti sel, kemudian kelas sitoplasma dan intensitas yang paling tinggi adalah kelas *background*. Posisi kelas yang telah diketahui dilanjutkan dengan menghitung luas inti sel pada setiap sel objek. Jika luas inti sel lebih kecil dari parameter yang telah ditentukan maka akan di hapus karena dianggap sebagai artefak atau *background* sedangkan sebaliknya akan dijadikan sebagai sel darah putih normal. *Flowchart* ini mampu mengatasi hampir semua masalah artefak yang ikut terkcluster. Namun terdapat pada citra 31 ada salah satu sel abnormal yang memiliki bentuk bulat dan memiliki intensitas sebagian besar mendekati inti sel. Sehingga sulit untuk diatasi dengan menggunakan *flowchart* ini. Kemungkinan masalah ini dapat diselesaikan dengan mengamati kontur objek sel darah putih. Karena struktur objek pada citra sel abnormal memiliki struktur dan bentuk yang tidak merata jika dibandingkan dengan sel putih normal.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

Lampiran 1

N o	Citra	SE=10	SE=15	SE= 20	SE=25
1					
2					
3					
4					
5					
6					
7					
8					
9					
10					
11					

12					
13					
14					
15					
16					
17					
18					
19					
20					
21					
22					
23					

24					
25					
26					
27					
28					
29					
30					
31					
32					
33					
34					
35					

[Halaman ini sengaja d kosongkan]

Lampiran 2

Inisialisasi Pusat Klaster Varian Maksimum Ternormalisasi (IKVMT)															
Citra	1			2			3			4			5		
	R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B
1	0.2471	0.0588	0.4392	0.2471	0.0588	0.4392	0.2471	0.0588	0.4392	0.2471	0.0588	0.4392	0.2471	0.0588	0.4392
	0.3529	0.1922	0.5059	0.3529	0.1922	0.5059	0.3529	0.1922	0.5059	0.3529	0.1922	0.5059	0.3529	0.1922	0.5059
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
2	0.2235	0.0510	0.4039	0.2235	0.0510	0.4039	0.2235	0.0510	0.4039	0.2235	0.0510	0.4039	0.2235	0.0510	0.4039
	0.3216	0.1255	0.4588	0.3216	0.1255	0.4588	0.3216	0.1255	0.4588	0.3216	0.1255	0.4588	0.3216	0.1255	0.4588
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
3	0.3098	0.0745	0.4980	0.3098	0.0745	0.4980	0.3098	0.0745	0.4980	0.3098	0.0745	0.4980	0.3098	0.0745	0.4980
	0.4353	0.2549	0.5647	0.4353	0.2549	0.5647	0.4353	0.2549	0.5647	0.4353	0.2549	0.5647	0.4353	0.2549	0.5647
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
4	0.2078	0.0431	0.3922	0.2078	0.0431	0.3922	0.2078	0.0431	0.3922	0.2078	0.0431	0.3922	0.2078	0.0431	0.3922
	0.2706	0.0980	0.4431	0.2706	0.0980	0.4431	0.2706	0.0980	0.4431	0.2706	0.0980	0.4431	0.2706	0.0980	0.4431
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
5	0.2706	0.0667	0.4471	0.2706	0.0667	0.4471	0.2706	0.0667	0.4471	0.2706	0.0667	0.4471	0.2706	0.0667	0.4471
	0.3765	0.2275	0.5059	0.3765	0.2275	0.5059	0.3765	0.2275	0.5059	0.3765	0.2275	0.5059	0.3765	0.2275	0.5059
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
6	0.2510	0.0588	0.4314	0.2510	0.0588	0.4314	0.2510	0.0588	0.4314	0.2510	0.0588	0.4314	0.2510	0.0588	0.4314
	0.3608	0.2118	0.4941	0.3608	0.2118	0.4941	0.3608	0.2118	0.4941	0.3608	0.2118	0.4941	0.3608	0.2118	0.4941
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
7	0.2667	0.0667	0.4471	0.2667	0.0667	0.4471	0.2667	0.0667	0.4471	0.2667	0.0667	0.4471	0.2667	0.0667	0.4471
	0.4196	0.3059	0.5176	0.4196	0.3059	0.5176	0.4196	0.3059	0.5176	0.4196	0.3059	0.5176	0.4196	0.3059	0.5176
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

8	0.2471	0.0588	0.4392	0.2471	0.0588	0.4392	0.2471	0.0588	0.4392	0.2471	0.0588	0.4392	0.2471	0.0588	0.4392
	0.3333	0.1333	0.4863	0.3333	0.1333	0.4863	0.3333	0.1333	0.4863	0.3333	0.1333	0.4863	0.3333	0.1333	0.4863
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
9	0.2471	0.0588	0.4353	0.2471	0.0588	0.4353	0.2471	0.0588	0.4353	0.2471	0.0588	0.4353	0.2471	0.0588	0.4353
	0.3451	0.1647	0.4902	0.3451	0.1647	0.4902	0.3451	0.1647	0.4902	0.3451	0.1647	0.4902	0.3451	0.1647	0.4902
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
10	0.2039	0.0510	0.3961	0.2039	0.0510	0.3961	0.2039	0.0510	0.3961	0.2039	0.0510	0.3961	0.2039	0.0510	0.3961
	0.3490	0.2353	0.4902	0.3490	0.2353	0.4902	0.3490	0.2353	0.4902	0.3490	0.2353	0.4902	0.3490	0.2353	0.4902
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
11	0.2157	0.0471	0.3765	0.2157	0.0471	0.3765	0.2157	0.0471	0.3765	0.2157	0.0471	0.3765	0.2157	0.0471	0.3765
	0.2863	0.0941	0.4235	0.2863	0.0941	0.4235	0.2863	0.0941	0.4235	0.2863	0.0941	0.4235	0.2863	0.0941	0.4235
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
12	0.2471	0.0549	0.4078	0.2471	0.0549	0.4078	0.2471	0.0549	0.4078	0.2471	0.0549	0.4078	0.2471	0.0549	0.4078
	0.3137	0.1255	0.4549	0.3137	0.1255	0.4549	0.3137	0.1255	0.4549	0.3137	0.1255	0.4549	0.3137	0.1255	0.4549
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
13	0.2471	0.0588	0.4039	0.2471	0.0588	0.4039	0.2471	0.0588	0.4039	0.2471	0.0588	0.4039	0.2471	0.0588	0.4039
	0.3922	0.3059	0.4980	0.3922	0.3059	0.4980	0.3922	0.3059	0.4980	0.3922	0.3059	0.4980	0.3922	0.3059	0.4980
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
14	0.2235	0.0471	0.3961	0.2235	0.0471	0.3961	0.2235	0.0471	0.3961	0.2235	0.0471	0.3961	0.2235	0.0471	0.3961
	0.3098	0.1176	0.4549	0.3098	0.1176	0.4549	0.3098	0.1176	0.4549	0.3098	0.1176	0.4549	0.3098	0.1176	0.4549
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
15	0.2471	0.0549	0.4078	0.2471	0.0549	0.4078	0.2471	0.0549	0.4078	0.2471	0.0549	0.4078	0.2471	0.0549	0.4078
	0.3176	0.1176	0.4549	0.3176	0.1176	0.4549	0.3176	0.1176	0.4549	0.3176	0.1176	0.4549	0.3176	0.1176	0.4549
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
16	0.2588	0.0588	0.4078	0.2588	0.0588	0.4078	0.2588	0.0588	0.4078	0.2588	0.0588	0.4078	0.2588	0.0588	0.4078

	0.3098	0.1137	0.4471	0.3098	0.1137	0.4471	0.3098	0.1137	0.4471	0.3098	0.1137	0.4471	0.3098	0.1137	0.4471
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
17	0.2235	0.0510	0.3961	0.2235	0.0510	0.3961	0.2235	0.0510	0.3961	0.2235	0.0510	0.3961	0.2235	0.0510	0.3961
	0.2667	0.0902	0.4275	0.2667	0.0902	0.4275	0.2667	0.0902	0.4275	0.2667	0.0902	0.4275	0.2667	0.0902	0.4275
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
18	0.1608	0.0275	0.3451	0.1608	0.0275	0.3451	0.1608	0.0275	0.3451	0.1608	0.0275	0.3451	0.1608	0.0275	0.3451
	0.2078	0.0667	0.3882	0.2078	0.0667	0.3882	0.2078	0.0667	0.3882	0.2078	0.0667	0.3882	0.2078	0.0667	0.3882
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
19	0.1961	0.0471	0.3725	0.1961	0.0471	0.3725	0.1961	0.0471	0.3725	0.1961	0.0471	0.3725	0.1961	0.0471	0.3725
	0.3059	0.1020	0.4392	0.3059	0.1020	0.4392	0.3059	0.1020	0.4392	0.3059	0.1020	0.4392	0.3059	0.1020	0.4392
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
20	0.2471	0.0549	0.4000	0.2471	0.0549	0.4000	0.2471	0.0549	0.4000	0.2471	0.0549	0.4000	0.2471	0.0549	0.4000
	0.4824	0.4275	0.5451	0.4824	0.4275	0.5451	0.4824	0.4275	0.5451	0.4824	0.4275	0.5451	0.4824	0.4275	0.5451
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
21	0.2157	0.0510	0.3882	0.2157	0.0510	0.3882	0.2157	0.0510	0.3882	0.2157	0.0510	0.3882	0.2157	0.0510	0.3882
	0.3098	0.1373	0.4510	0.3098	0.1373	0.4510	0.3098	0.1373	0.4510	0.3098	0.1373	0.4510	0.3098	0.1373	0.4510
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
22	0.2314	0.0549	0.3882	0.2314	0.0549	0.3882	0.2314	0.0549	0.3882	0.2314	0.0549	0.3882	0.2314	0.0549	0.3882
	0.4784	0.4353	0.5137	0.4784	0.4353	0.5137	0.4784	0.4353	0.5137	0.4784	0.4353	0.5137	0.4784	0.4353	0.5137
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
23	0.2431	0.0549	0.4000	0.2431	0.0549	0.4000	0.2431	0.0549	0.4000	0.2431	0.0549	0.4000	0.2431	0.0549	0.4000
	0.4549	0.3137	0.4941	0.4549	0.3137	0.4941	0.4549	0.3137	0.4941	0.4549	0.3137	0.4941	0.4549	0.3137	0.4941
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
24	0.2000	0.0431	0.3922	0.2000	0.0431	0.3922	0.2000	0.0431	0.3922	0.2000	0.0431	0.3922	0.2000	0.0431	0.3922
	0.2745	0.0980	0.4392	0.2745	0.0980	0.4392	0.2745	0.0980	0.4392	0.2745	0.0980	0.4392	0.2745	0.0980	0.4392

33	0.5922	0.3922	0.7451	0.5922	0.3922	0.7451	0.5922	0.3922	0.7451	0.5922	0.3922	0.7451	0.5922	0.3922	0.7451
	0.7725	0.6392	0.7294	0.7725	0.6392	0.7294	0.7725	0.6392	0.7294	0.7725	0.6392	0.7294	0.7725	0.6392	0.7294
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
34	0.4667	0.1294	0.5608	0.4667	0.1294	0.5608	0.4667	0.1294	0.5608	0.4667	0.1294	0.5608	0.4667	0.1294	0.5608
	0.5686	0.3020	0.6314	0.5686	0.3020	0.6314	0.5686	0.3020	0.6314	0.5686	0.3020	0.6314	0.5686	0.3020	0.6314
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
35	0.3608	0.1176	0.4627	0.3608	0.1176	0.4627	0.3608	0.1176	0.4627	0.3608	0.1176	0.4627	0.3608	0.1176	0.4627
	0.5961	0.3020	0.6667	0.5961	0.3020	0.6667	0.5961	0.3020	0.6667	0.5961	0.3020	0.6667	0.5961	0.3020	0.6667
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

Lampiran 3

Citra	Metode	Jumlah Iterasi					Rata-Rata
		1	2	3	4	5	
1	FCM	17	22	20	20	19	19.6
	Usulan	10	10	10	10	10	10
2	FCM	24	21	20	20	21	21.2
	Usulan	11	11	11	11	11	11
3	FCM	21	18	20	19	20	19.6
	Usulan	14	14	14	14	14	14
4	FCM	21	21	21	21	20	20.8
	Usulan	11	11	11	11	11	11
5	FCM	19	19	21	19	20	19.6
	Usulan	8	8	8	8	8	8
6	FCM	19	19	23	19	19	19.8
	Usulan	10	10	10	10	10	10
7	FCM	19	18	22	19	19	19.4
	Usulan	12	12	12	12	12	12
8	FCM	19	21	20	21	21	20.4
	Usulan	10	10	10	10	10	10
9	FCM	20	17	20	21	23	20.2
	Usulan	10	10	10	10	10	10
10	FCM	16	18	15	16	16	16.2
	Usulan	8	8	8	8	8	8
11	FCM	23	22	22	19	22	21.6
	Usulan	10	10	10	10	10	10
12	FCM	15	17	19	16	18	17
	Usulan	8	8	8	8	8	8
13	FCM	18	14	20	16	15	16.6
	Usulan	8	8	8	8	8	8
14	FCM	35	34	36	32	27	32.8
	Usulan	15	15	15	15	15	15
15	FCM	27	27	27	36	29	29.2
	Usulan	14	14	14	14	14	14
16	FCM	14	15	20	18	15	16.4
	Usulan	8	8	8	8	8	8
17	FCM	22	30	28	29	25	26.8
	Usulan	12	12	12	12	12	12
18	FCM	21	20	23	20	22	21.2
	Usulan	12	12	12	12	12	12
19	FCM	21	26	34	20	29	26
	Usulan	10	10	10	10	10	10

20	FCM	19	16	16	17	16	16.8
	Usulan	7	7	7	7	7	7
21	FCM	36	34	35	37	35	35.4
	Usulan	18	18	18	18	18	18
22	FCM	15	13	14	15	14	14.2
	Usulan	7	7	7	7	7	7
23	FCM	12	15	15	16	14	14.4
	Usulan	7	7	7	7	7	7
24	FCM	20	20	20	19	15	18.8
	Usulan	10	10	10	10	10	10
25	FCM	23	21	20	20	22	21.2
	Usulan	11	11	11	11	11	11
26	FCM	22	23	30	40	20	27
	Usulan	16	16	16	16	16	16
27	FCM	23	17	15	21	23	19.8
	Usulan	7	7	7	7	7	7
28	FCM	28	30	30	27	28	28.6
	Usulan	13	13	13	13	13	13
29	FCM	33	31	36	27	36	32.6
	Usulan	13	13	13	13	13	13
30	FCM	32	36	34	34	34	34
	Usulan	19	19	19	19	19	19
31	FCM	16	17	16	16	16	16.2
	Usulan	8	8	8	8	8	8
32	FCM	35	32	34	34	36	34.2
	Usulan	16	16	16	16	16	16
33	FCM	15	18	17	16	17	16.6
	Usulan	9	9	9	9	9	9
34	FCM	31	33	29	25	32	30
	Usulan	14	14	14	14	14	14
35	FCM	26	25	27	21	17	23.2
	Usulan	13	13	13	13	13	13

Lampiran 4

Citra	Metode	Nilai Fungsi Objektif					Rata -Rata
1	IKVMT-FCM	633.22	633.22	633.22	633.22	633.22	633.22
	FCM	633.22	633.22	633.22	633.22	633.22	633.22
2	IKVMT-FCM	413.49	413.49	413.49	413.49	413.49	413.49
	FCM	413.49	413.49	413.49	413.49	413.49	413.49
3	IKVMT-FCM	2263.58	2263.58	2263.58	2263.58	2263.58	2263.58
	FCM	2640.12	2263.58	2263.58	2263.58	2263.58	2338.89
4	IKVMT-FCM	276.19	276.19	276.19	276.19	276.19	276.19
	FCM	276.19	276.19	276.19	276.19	276.19	276.19
5	IKVMT-FCM	1363.37	1363.37	1363.37	1363.37	1363.37	1363.37
	FCM	1363.37	1363.37	1363.37	1363.37	1363.37	1363.37
6	IKVMT-FCM	730.56	730.56	730.56	730.56	730.56	730.56
	FCM	893.49	730.56	730.56	730.56	730.56	763.15
7	IKVMT-FCM	1361.16	1361.16	1361.16	1361.16	1361.16	1361.16
	FCM	1361.16	1361.16	1361.16	1361.16	1361.16	1361.16
8	IKVMT-FCM	1086.64	1086.64	1086.64	1086.64	1086.64	1086.64
	FCM	1086.64	1086.64	1086.64	1086.64	1086.64	1086.64
9	IKVMT-FCM	1099.75	1099.75	1099.75	1099.75	1099.75	1099.75
	FCM	1099.75	1099.75	1099.75	1099.75	1099.75	1099.75
10	IKVMT-FCM	203.94	203.94	203.94	203.94	203.94	203.94
	FCM	203.94	203.94	203.94	203.94	203.94	203.94
11	IKVMT-FCM	63.91	63.91	63.91	63.91	63.91	63.91
	FCM	63.91	63.91	63.91	63.91	63.91	63.91
12	IKVMT-FCM	105.00	105.00	105.00	105.00	105.00	105.00
	FCM	105.00	105.00	105.00	105.00	105.00	105.00
13	IKVMT-FCM	276.16	276.16	276.16	276.16	276.16	276.16
	FCM	276.16	276.16	276.16	276.16	276.16	276.16
14	IKVMT-FCM	415.73	415.73	415.73	415.73	415.73	415.73
	FCM	415.73	415.73	415.73	415.73	415.73	415.73
15	IKVMT-FCM	171.82	171.82	171.82	171.82	171.82	171.82
	FCM	171.82	171.82	171.82	171.82	171.82	171.82
16	IKVMT-FCM	98.78	98.78	98.78	98.78	98.78	98.78
	FCM	98.78	98.78	98.78	98.78	98.78	98.78
17	IKVMT-FCM	224.32	224.32	224.32	224.32	224.32	224.32
	FCM	224.32	224.32	224.32	224.32	224.32	224.32
18	IKVMT-FCM	92.09	92.09	92.09	92.09	92.09	92.09
	FCM	92.09	92.09	92.09	92.09	92.09	92.09
19	IKVMT-FCM	115.76	115.76	115.76	115.76	115.76	115.76
	FCM	115.76	115.76	115.76	115.76	115.76	115.76
20	IKVMT-FCM	224.28	224.28	224.28	224.28	224.28	224.28

	FCM	224.28	224.28	224.28	224.28	224.28	224.28
21	IKVMT-FCM	122.03	122.03	122.03	122.03	122.03	122.03
	FCM	122.03	122.03	122.03	122.03	122.03	122.03
22	IKVMT-FCM	120.96	120.96	120.96	120.96	120.96	120.96
	FCM	120.96	120.96	120.96	120.96	120.96	120.96
23	IKVMT-FCM	135.20	135.20	135.20	135.20	135.20	135.20
	FCM	135.20	135.20	135.20	135.20	135.20	135.20
24	IKVMT-FCM	504.34	504.34	504.34	504.34	504.34	504.34
	FCM	504.34	504.34	504.34	504.34	504.34	504.34
25	IKVMT-FCM	180.05	180.05	180.05	180.05	180.05	180.05
	FCM	180.05	180.05	180.05	180.05	180.05	180.05
26	IKVMT-FCM	425.02	425.02	425.02	425.02	425.02	425.02
	FCM	425.02	425.02	425.02	425.02	425.02	425.02
27	IKVMT-FCM	387.75	387.75	387.75	387.75	387.75	387.75
	FCM	387.75	387.75	387.75	387.75	387.75	387.75
28	IKVMT-FCM	1416.82	1416.82	1416.82	1416.82	1416.82	1416.82
	FCM	1416.82	1416.82	1416.82	1416.82	1416.82	1416.82
29	IKVMT-FCM	187.97	187.97	187.97	187.97	187.97	187.97
	FCM	187.97	187.97	187.97	187.97	187.97	187.97
30	IKVMT-FCM	1119.80	1119.80	1119.80	1119.80	1119.80	1119.80
	FCM	1119.80	1119.80	1119.80	1119.80	1119.80	1119.80
31	IKVMT-FCM	1532.32	1532.32	1532.32	1532.32	1532.32	1532.32
	FCM	1532.32	1532.32	1532.32	1532.32	1532.32	1532.32
32	IKVMT-FCM	67.65	67.65	67.65	67.65	67.65	67.65
	FCM	67.65	67.65	67.65	67.65	67.65	67.65
33	IKVMT-FCM	276.29	276.29	276.29	276.29	276.29	276.29
	FCM	276.29	276.29	276.29	276.29	276.29	276.29
34	IKVMT-FCM	232.94	232.94	232.94	232.94	232.94	232.94
	FCM	232.94	232.94	232.94	232.94	232.94	232.94
35	IKVMT-FCM	582.19	582.19	582.19	582.19	582.19	582.19
	FCM	582.19	582.19	582.19	582.19	582.19	582.19

Lampiran 5

Persentase *error* dengan RAE untuk segmentasi sel citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia

Persentase <i>error</i> dengan RAE untuk Segmentasi sel darah putih												
Citra	IKVMT-FCM						FCM Standar					
	1	2	3	4	5	Rata-rata	1	2	3	4	5	Rata-rata
1	1.2897	1.2897	1.2897	1.2897	1.2897	1.2897	1.2897	1.2897	1.2897	1.2897	1.2897	1.2897
2	1.6834	1.6834	1.6834	1.6834	1.6834	1.6834	1.6834	1.6834	1.6834	1.6834	1.6834	1.6834
3	13.2556	13.2556	13.2556	13.2556	13.2556	13.2556	13.2556	13.2556	13.2556	13.2556	13.2556	13.2556
4	0.9274	0.9274	0.9274	0.9274	0.9274	0.9274	0.9274	0.9274	0.9274	0.9274	0.9274	0.9274
5	4.4157	4.4157	4.4157	4.4157	4.4157	4.4157	4.4157	4.4157	4.4157	4.4157	4.4157	4.4157
6	16.5893	16.5893	16.5893	16.5893	16.5893	16.5893	16.5893	16.5893	16.5893	16.5893	16.5893	16.5893
7	2.3304	2.3304	2.3304	2.3304	2.3304	2.3304	2.3304	2.3304	2.3304	2.3304	2.3304	2.3304
8	7.0652	7.0652	7.0652	7.0652	7.0652	7.0652	7.0652	7.0652	7.0652	7.0652	7.0652	7.0652
9	6.7258	6.7258	6.7258	6.7258	6.7258	6.7258	6.7258	6.7258	6.7258	6.7258	6.7258	6.7258
10	1.0215	1.0215	1.0215	1.0215	1.0215	1.0215	1.0215	1.0215	1.0215	1.0215	1.0215	1.0215
11	1.1964	1.1964	1.1964	1.1964	1.1964	1.1964	1.1964	1.1964	1.1964	1.1964	1.1964	1.1964
12	2.8248	2.8248	2.8248	2.8248	2.8248	2.8248	2.8248	2.8248	2.8248	2.8248	2.8248	2.8248
13	3.3884	3.3884	3.3884	3.3884	3.3884	3.3884	3.3884	3.3884	3.3884	3.3884	3.3884	3.3884
14	4.2843	4.2843	4.2843	4.2843	4.2843	4.2843	4.2843	4.2843	4.2843	4.2843	4.2843	4.2843
15	1.1309	1.1309	1.1309	1.1309	1.1309	1.1309	1.1309	1.1309	1.1309	1.1309	1.1309	1.1309
16	4.3289	4.3289	4.3289	4.3289	4.3289	4.3289	4.3289	4.3289	4.3289	4.3289	4.3289	4.3289
17	5.4527	5.4527	5.4527	5.4527	5.4527	5.4527	5.4527	5.4527	5.4527	5.4527	5.4527	5.4527
18	1.7857	1.7857	1.7857	1.7857	1.7857	1.7857	1.7857	1.7857	1.7857	1.7857	1.7857	1.7857
19	8.9338	8.9338	8.9338	8.9338	8.9338	8.9338	8.9338	8.9338	8.9338	8.9338	8.9338	8.9338

[illegible]

Lampiran 6

Persentase *error* dengan ME untuk segmentasi sel citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia

Persentase error menggunakan ME untuk Segmentasi sel darah putih												
Citra	IKVMT-FCM						FCM Standar					
	1	2	3	4	5	Rata-rata	1	2	3	4	5	Rata-rata
1	0.1909	0.1909	0.1909	0.1909	0.1909	0.1909	0.1909	0.1909	0.1909	0.1909	0.1909	0.1909
2	0.1266	0.1266	0.1266	0.1266	0.1266	0.1266	0.1266	0.1266	0.1266	0.1266	0.1266	0.1266
3	2.4116	2.4116	2.4116	2.4116	2.4116	2.4116	2.4116	2.4116	2.4116	2.4116	2.4116	2.4116
4	0.1181	0.1181	0.1181	0.1181	0.1181	0.1181	0.1181	0.1181	0.1181	0.1181	0.1181	0.1181
5	1.1412	1.1412	1.1412	1.1412	1.1412	1.1412	1.1412	1.1412	1.1412	1.1412	1.1412	1.1412
6	2.1276	2.1276	2.1276	2.1276	2.1276	2.1276	2.1276	2.1276	2.1276	2.1276	2.1276	2.1276
7	0.5372	0.5372	0.5372	0.5372	0.5372	0.5372	0.5372	0.5372	0.5372	0.5372	0.5372	0.5372
8	0.8117	0.8117	0.8117	0.8117	0.8117	0.8117	0.8117	0.8117	0.8117	0.8117	0.8117	0.8117
9	0.6708	0.6708	0.6708	0.6708	0.6708	0.6708	0.6708	0.6708	0.6708	0.6708	0.6708	0.6708
10	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528
11	0.0226	0.0226	0.0226	0.0226	0.0226	0.0226	0.0226	0.0226	0.0226	0.0226	0.0226	0.0226
12	0.0998	0.0998	0.0998	0.0998	0.0998	0.0998	0.0998	0.0998	0.0998	0.0998	0.0998	0.0998
13	0.1381	0.1381	0.1381	0.1381	0.1381	0.1381	0.1381	0.1381	0.1381	0.1381	0.1381	0.1381
14	0.1305	0.1305	0.1305	0.1305	0.1305	0.1305	0.1305	0.1305	0.1305	0.1305	0.1305	0.1305
15	0.0708	0.0708	0.0708	0.0708	0.0708	0.0708	0.0708	0.0708	0.0708	0.0708	0.0708	0.0708
16	0.1004	0.1004	0.1004	0.1004	0.1004	0.1004	0.1004	0.1004	0.1004	0.1004	0.1004	0.1004
17	0.1098	0.1098	0.1098	0.1098	0.1098	0.1098	0.1098	0.1098	0.1098	0.1098	0.1098	0.1098
18	0.0693	0.0693	0.0693	0.0693	0.0693	0.0693	0.0693	0.0693	0.0693	0.0693	0.0693	0.0693

[illegible]

Lampiran 7

Persentase *error* dengan RAE untuk segmentasi inti sel citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia

Persentase error menggunakan RAE untuk Segmentasi inti sel												
Citra	IKVMT-FCM						FCM Standar					
	1	2	3	4	5	Rata-rata	1	2	3	4	5	Rata-rata
1	1.1247	1.1247	1.1247	1.1247	1.1247	1.1247	1.1192	1.1192	1.1192	1.1192	1.1192	1.1192
2	0.7753	0.7753	0.7753	0.7753	0.7753	0.7753	0.7898	0.7880	0.7880	0.7880	0.7880	0.7883
3	13.7115	13.7115	13.7115	13.7115	13.7115	13.7115	13.7105	13.7105	13.7105	13.7105	13.7105	13.7105
4	1.7758	1.7758	1.7758	1.7758	1.7758	1.7758	1.7643	1.7643	1.7643	1.7643	1.7643	1.7643
5	3.2167	3.2167	3.2167	3.2167	3.2167	3.2167	3.2173	3.2173	3.2173	3.2173	3.2173	3.2173
6	10.9450	10.9450	10.9450	10.9450	10.9450	10.9450	10.9495	10.9495	10.9495	10.9495	10.9495	10.9495
7	1.7028	1.7028	1.7028	1.7028	1.7028	1.7028	1.7035	1.7035	1.7035	1.7035	1.7035	1.7035
8	2.5607	2.5607	2.5607	2.5607	2.5607	2.5607	2.5551	2.5551	2.5551	2.5551	2.5551	2.5551
9	1.0035	1.0035	1.0035	1.0035	1.0035	1.0035	0.9873	0.9873	0.9873	0.9873	0.9873	0.9873
10	2.6670	2.6670	2.6670	2.6670	2.6670	2.6670	2.6475	2.6475	2.6475	2.6475	2.6475	2.6475
11	4.0555	4.0555	4.0555	4.0555	4.0555	4.0555	4.0827	4.0827	4.0827	4.0827	4.0827	4.0827
12	0.3910	0.3910	0.3910	0.3910	0.3910	0.3910	0.3953	0.3953	0.3953	0.3953	0.3953	0.3953
13	1.0091	1.0091	1.0091	1.0091	1.0091	1.0091	1.0118	1.0118	1.0118	1.0118	1.0118	1.0118
14	2.1317	2.1317	2.1317	2.1317	2.1317	2.1317	2.1556	2.1556	2.1556	2.1556	2.1556	2.1556
15	5.0872	5.0872	5.0872	5.0872	5.0872	5.0872	5.1757	5.1757	5.1757	5.1757	5.1757	5.1757
16	1.7990	1.7990	1.7990	1.7990	1.7990	1.7990	1.7990	1.7990	1.7990	1.7990	1.7990	1.7990
17	1.0601	1.0601	1.0601	1.0601	1.0601	1.0601	1.1006	1.1006	1.1006	1.1006	1.1006	1.1006
18	3.1403	3.1403	3.1403	3.1403	3.1403	3.1403	3.2014	3.2014	3.2014	3.2014	3.2014	3.2014
19	1.9694	1.9694	1.9694	1.9694	1.9694	1.9694	1.9402	1.9402	1.9402	1.9402	1.9402	1.9402

20	2.2660	2.2660	2.2660	2.2660	2.2660	2.2660	2.2660	2.2660	2.2660	2.2660	2.2660	2.2660
21	10.8515	10.8515	10.8515	10.8515	10.8515	10.8515	11.3987	11.3878	11.3987	11.3987	11.3878	11.3943
22	3.1571	3.1571	3.1571	3.1571	3.1571	3.1571	3.1571	3.1571	3.1571	3.1571	3.1571	3.1571
23	0.6916	0.6916	0.6916	0.6916	0.6916	0.6916	0.6916	0.6916	0.6916	0.6916	0.6916	0.6916
24	0.5417	0.5417	0.5417	0.5417	0.5417	0.5417	0.5501	0.5501	0.5501	0.5501	0.5501	0.5501
25	0.5897	0.5897	0.5897	0.5897	0.5897	0.5897	0.6060	0.6060	0.6006	0.6060	0.6006	0.6038
26	2.8777	2.8777	2.8777	2.8777	2.8777	2.8777	2.8729	2.8729	2.8729	2.8729	2.8729	2.8729
27	6.5616	6.5616	6.5616	6.5616	6.5616	6.5616	6.5616	6.5616	6.5616	6.5616	6.5616	6.5616
28	8.0842	8.0842	8.0842	8.0842	8.0842	8.0842	8.0988	8.0988	8.0988	8.0988	8.0988	8.0988
29	7.1564	7.1564	7.1564	7.1564	7.1564	7.1564	7.6800	7.6800	7.6800	7.6800	7.6800	7.6800
30	2.0570	2.0570	2.0570	2.0570	2.0570	2.0570	2.0364	2.0364	2.0364	2.0364	2.0364	2.0364
31	10.4145	10.4145	10.4145	10.4145	10.4145	10.4145	10.4145	10.4145	10.4145	10.4145	10.4145	10.4145
32	3.7677	3.7677	3.7677	3.7677	3.7677	3.7677	4.5656	4.5213	4.5656	4.5656	4.5656	4.5656
33	3.5761	3.5761	3.5761	3.5761	3.5761	3.5761	3.5886	3.5886	3.5886	3.5886	3.5886	3.5886
34	4.4821	4.4821	4.4821	4.4821	4.4821	4.4821	4.3645	4.3645	4.3645	4.3645	4.3645	4.3645
35	7.7730	7.7730	7.7730	7.7730	7.7730	7.7730	7.7581	7.7581	7.7581	7.7581	7.7581	7.7581
Rata-rata	3.8564	3.8564	3.8564	3.8564	3.8564	3.8564	3.9119	3.9103	3.9117	3.9119	3.9114	3.9114
Max	13.7115	13.7115	13.7115	13.7115	13.7115	13.7115	13.7105	13.7105	13.7105	13.7105	13.7105	13.7105
Min	0.3910	0.3910	0.3910	0.3910	0.3910	0.3910	0.3953	0.3953	0.3953	0.3953	0.3953	0.3953

Lampiran 8

Persentase *error* dengan ME untuk segmentasi inti sel citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia

Persentase error menggunakan ME untuk Segmentasi inti sel												
Citra	IKVMT-FCM						FCM Standar					
	1	2	3	4	5	Rata-rata	1	2	3	4	5	Rata-rata
1	0.0984	0.0984	0.0984	0.0984	0.0984	0.0984	0.0983	0.0983	0.0983	0.0983	0.0983	0.0983
2	0.0795	0.0795	0.0795	0.0795	0.0795	0.0795	0.0795	0.0794	0.0794	0.0794	0.0794	0.0794
3	1.9527	1.9527	1.9527	1.9527	1.9527	1.9527	1.9528	1.9528	1.9528	1.9528	1.9528	1.9528
4	0.0763	0.0763	0.0763	0.0763	0.0763	0.0763	0.0763	0.0763	0.0763	0.0763	0.0763	0.0763
5	0.6335	0.6335	0.6335	0.6335	0.6335	0.6335	0.6334	0.6334	0.6334	0.6334	0.6334	0.6334
6	1.2120	1.2120	1.2120	1.2120	1.2120	1.2120	1.2120	1.2120	1.2120	1.2120	1.2120	1.2120
7	0.2781	0.2781	0.2781	0.2781	0.2781	0.2781	0.2781	0.2781	0.2781	0.2781	0.2781	0.2781
8	0.5339	0.5339	0.5339	0.5339	0.5339	0.5339	0.5342	0.5342	0.5342	0.5342	0.5342	0.5342
9	0.3386	0.3386	0.3386	0.3386	0.3386	0.3386	0.3386	0.3386	0.3386	0.3386	0.3386	0.3386
10	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0528	0.0525	0.0525	0.0525	0.0525	0.0525	0.0525
11	0.0272	0.0272	0.0272	0.0272	0.0272	0.0272	0.0274	0.0274	0.0274	0.0274	0.0274	0.0274
12	0.0238	0.0238	0.0238	0.0238	0.0238	0.0238	0.0238	0.0238	0.0238	0.0238	0.0238	0.0238
13	0.0472	0.0472	0.0472	0.0472	0.0472	0.0472	0.0473	0.0473	0.0473	0.0473	0.0473	0.0473
14	0.0660	0.0660	0.0660	0.0660	0.0660	0.0660	0.0659	0.0659	0.0659	0.0659	0.0659	0.0659
15	0.0842	0.0842	0.0842	0.0842	0.0842	0.0842	0.0851	0.0851	0.0851	0.0851	0.0851	0.0851
16	0.0254	0.0254	0.0254	0.0254	0.0254	0.0254	0.0254	0.0254	0.0254	0.0254	0.0254	0.0254
17	0.0887	0.0887	0.0887	0.0887	0.0887	0.0887	0.0890	0.0890	0.0890	0.0890	0.0890	0.0890
18	0.0308	0.0308	0.0308	0.0308	0.0308	0.0308	0.0313	0.0313	0.0313	0.0313	0.0313	0.0313
19	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0156	0.0155	0.0155	0.0155	0.0155	0.0155	0.0155

Lampiran 9

Efisiensi waktu eksekusi untuk segmentasi citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia

Waktu Eksekusi												
Citra	IKVMT-FCM						FCM Standar					
	1	2	3	4	5	Rata-rata	1	2	3	4	5	Rata-rata
1	17.6235	17.6043	17.0546	18.0315	16.4204	17.3469	24.4113	34.7581	30.2972	32.6138	28.3516	30.0864
2	17.1213	16.9057	17.2445	16.9061	17.0240	17.0403	35.4563	32.2837	28.8238	29.5234	31.7085	31.5591
3	22.0242	21.9879	23.6850	22.3770	22.7240	22.5596	38.7536	27.8990	31.7677	29.9902	30.3747	31.7570
4	17.7390	17.9168	17.3362	17.3860	16.9640	17.4684	33.3848	32.3649	31.2770	30.3553	31.0246	31.6813
5	13.4675	13.0690	13.5407	12.7548	13.1812	13.2026	29.8126	32.4043	33.4299	27.6431	29.4524	30.5485
6	16.2413	17.2804	16.4483	16.1361	16.2090	16.4630	29.4609	30.0103	34.3970	28.1228	28.0625	30.0107
7	19.7476	19.3540	19.7114	19.4552	19.2520	19.5040	29.4285	28.7533	31.9270	28.4703	27.4986	29.2155
8	17.2892	16.4252	16.2208	16.3624	16.1992	16.4994	29.5483	32.9582	30.4887	32.0221	30.8719	31.1778
9	16.2653	16.6567	16.3965	16.4701	16.4442	16.4466	31.0481	27.8787	29.7258	30.5668	36.2457	31.0930
10	13.3879	13.4307	13.7112	13.9761	13.3627	13.5737	25.7446	27.9491	22.8039	23.3705	24.0802	24.7897
11	17.7345	16.4633	16.3861	17.3609	16.3092	16.8508	36.0381	33.9431	33.4205	28.0121	32.9020	32.8632
12	13.3945	13.4001	13.3956	13.3749	14.1303	13.5391	24.8973	26.3545	27.9358	24.5790	26.0908	25.9715
13	13.6065	13.7929	12.2843	12.2834	12.6973	12.9329	28.2562	21.7008	30.7419	23.8079	21.8874	25.2788
14	23.6621	22.6068	23.3265	21.8148	22.4633	22.7747	54.0106	47.6841	54.8219	47.1858	41.4653	49.0335
15	21.5239	20.3898	20.9504	21.3426	21.0803	21.0574	42.1127	41.6001	39.8224	53.7484	43.7695	44.2106
16	12.3399	13.0614	12.3020	13.1612	13.2771	12.8283	22.0109	23.2798	30.3988	26.4770	22.0718	24.8477
17	18.7194	17.7633	19.0084	17.7381	18.0663	18.2591	34.1320	46.0810	44.3296	42.7426	36.3985	40.7367
18	18.3008	18.5509	18.0291	18.7548	19.2623	18.5796	32.7817	31.3376	34.1367	29.5694	32.7628	32.1176
19	14.9707	16.3253	15.5651	15.3767	15.6375	15.5751	32.8125	40.2363	49.8780	29.3302	43.2885	39.1091

20	11.6544	11.0863	10.9820	11.4404	11.1691	11.2664	31.4242	25.0372	23.3102	24.7826	24.4745	25.8057
21	25.8063	26.8675	26.0299	27.2145	27.0746	26.5986	55.9678	52.2477	54.2959	56.0535	52.1562	54.1442
22	10.9536	11.4595	11.6820	11.0557	11.0951	11.2492	23.9913	21.9846	20.5512	23.6236	20.2937	22.0889
23	11.3230	11.2078	10.9013	11.7944	11.5373	11.3528	18.9863	23.6098	21.7563	24.9594	21.3318	22.1287
24	15.2861	15.9111	15.8906	15.0777	15.2928	15.4917	31.4081	31.3849	29.8998	27.9237	22.0439	28.5321
25	2.4134	2.4166	2.4644	2.8152	2.4650	2.5149	5.4108	4.8568	4.4653	4.6907	4.9983	4.8844
26	1.8817	1.7341	1.8911	1.7131	1.7226	1.7885	2.4629	2.5851	3.5804	4.2369	2.2467	3.0224
27	0.8701	0.7632	0.8571	0.7489	0.7555	0.7990	2.3297	1.8337	1.5551	1.9313	2.1012	1.9502
28	5.2083	5.6426	5.4032	5.8619	5.5385	5.5309	11.8196	15.7594	11.8023	11.3765	11.1398	12.3795
29	1.6226	1.5032	1.5007	1.6970	1.6799	1.6007	3.9216	3.3363	3.8977	3.3490	4.3947	3.7799
30	5.2728	5.0852	5.6479	5.0478	5.7534	5.3614	13.1113	9.5199	9.3476	9.9712	9.3085	10.2517
31	5.6212	6.1765	5.5614	6.0690	5.7780	5.8412	11.1063	11.3922	10.3861	10.6667	10.9900	10.9083
32	3.2987	3.2121	2.9672	3.0518	2.9639	3.0987	7.2289	6.2840	6.4316	7.0633	7.4905	6.8997
33	2.3707	2.3041	2.5236	2.2963	2.2904	2.3570	3.9043	4.6608	4.2341	4.0991	4.1002	4.1997
34	1.6085	1.8585	1.8995	1.6666	1.8176	1.7701	3.7967	4.1244	3.7849	3.1888	3.8734	3.7536
35	1.5331	1.7590	1.5190	1.5279	1.6964	1.6071	2.9754	2.8898	3.5814	2.6633	2.1752	2.8570
Rata-rata	12.3395	12.3421	12.2948	12.2897	12.2667	12.3066	24.1127	24.0281	24.6658	23.3917	22.8979	23.8192
Max	25.8063	26.8675	26.0299	27.2145	27.0746	26.5986	55.9678	52.2477	54.8219	56.0535	52.1562	54.1442
Min	0.8701	0.7632	0.8571	0.7489	0.7555	0.7990	2.3297	1.8337	1.5551	1.9313	2.1012	1.9502

Lampiran 10

Hasil Inisialisasi klaster dengan menggunakan IKVMT-FCM

Inisialisasi Pusat Klaster Akhir dengan Menggunakan IKVMT-FCM															
Citra	1			2			3			4			5		
	R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B
1	0.4750	0.3884	0.5740	0.4750	0.3884	0.5740	0.4750	0.3884	0.5740	0.4750	0.3884	0.5740	0.4750	0.3884	0.5740
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2635	0.0772	0.4497	0.2635	0.0772	0.4497	0.2635	0.0772	0.4497	0.2635	0.0772	0.4497	0.2635	0.0772	0.4497
2	0.4464	0.3147	0.5186	0.4464	0.3147	0.5186	0.4464	0.3147	0.5186	0.4464	0.3147	0.5186	0.4464	0.3147	0.5186
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2454	0.0677	0.4163	0.2454	0.0677	0.4163	0.2454	0.0677	0.4163	0.2454	0.0677	0.4163	0.2454	0.0677	0.4163
3	0.5361	0.4516	0.6102	0.5361	0.4516	0.6102	0.5361	0.4516	0.6102	0.5361	0.4516	0.6102	0.5361	0.4516	0.6102
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.3264	0.0978	0.5102	0.3264	0.0978	0.5102	0.3264	0.0978	0.5102	0.3264	0.0978	0.5102	0.3264	0.0978	0.5102
4	0.3922	0.3135	0.5152	0.3922	0.3135	0.5152	0.3922	0.3135	0.5152	0.3922	0.3135	0.5152	0.3922	0.3135	0.5152
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2236	0.0605	0.4059	0.2236	0.0605	0.4059	0.2236	0.0605	0.4059	0.2236	0.0605	0.4059	0.2236	0.0605	0.4059
5	0.4802	0.4043	0.5645	0.4802	0.4043	0.5645	0.4802	0.4043	0.5645	0.4802	0.4043	0.5645	0.4802	0.4043	0.5645
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2864	0.0874	0.4550	0.2864	0.0874	0.4550	0.2864	0.0874	0.4550	0.2864	0.0874	0.4550	0.2864	0.0874	0.4550
6	0.4472	0.3808	0.5490	0.4472	0.3808	0.5490	0.4472	0.3808	0.5490	0.4472	0.3808	0.5490	0.4472	0.3808	0.5490
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2702	0.0794	0.4427	0.2702	0.0794	0.4427	0.2702	0.0794	0.4427	0.2702	0.0794	0.4427	0.2702	0.0794	0.4427

7	0.4879	0.4136	0.5589	0.4879	0.4136	0.5589	0.4879	0.4136	0.5589	0.4879	0.4136	0.5589	0.4879	0.4136	0.5589
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2821	0.0855	0.4555	0.2821	0.0855	0.4555	0.2821	0.0855	0.4555	0.2821	0.0855	0.4555	0.2821	0.0855	0.4555
8	0.4472	0.3743	0.5560	0.4472	0.3743	0.5560	0.4472	0.3743	0.5560	0.4472	0.3743	0.5560	0.4472	0.3743	0.5560
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2699	0.0760	0.4496	0.2699	0.0760	0.4496	0.2699	0.0760	0.4496	0.2699	0.0760	0.4496	0.2699	0.0760	0.4496
9	0.4503	0.3687	0.5347	0.4503	0.3687	0.5347	0.4503	0.3687	0.5347	0.4503	0.3687	0.5347	0.4503	0.3687	0.5347
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2663	0.0792	0.4487	0.2663	0.0792	0.4487	0.2663	0.0792	0.4487	0.2663	0.0792	0.4487	0.2663	0.0792	0.4487
10	0.4295	0.3537	0.5318	0.4295	0.3537	0.5318	0.4295	0.3537	0.5318	0.4295	0.3537	0.5318	0.4295	0.3537	0.5318
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2299	0.0699	0.4115	0.2299	0.0699	0.4115	0.2299	0.0699	0.4115	0.2299	0.0699	0.4115	0.2299	0.0699	0.4115
11	0.3609	0.2904	0.4916	0.3609	0.2904	0.4916	0.3609	0.2904	0.4916	0.3609	0.2904	0.4916	0.3609	0.2904	0.4916
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2364	0.0626	0.3901	0.2364	0.0626	0.3901	0.2364	0.0626	0.3901	0.2364	0.0626	0.3901	0.2364	0.0626	0.3901
12	0.4271	0.3752	0.5261	0.4271	0.3752	0.5261	0.4271	0.3752	0.5261	0.4271	0.3752	0.5261	0.4271	0.3752	0.5261
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2624	0.0726	0.4197	0.2624	0.0726	0.4197	0.2624	0.0726	0.4197	0.2624	0.0726	0.4197	0.2624	0.0726	0.4197
13	0.4452	0.3760	0.5283	0.4452	0.3760	0.5283	0.4452	0.3760	0.5283	0.4452	0.3760	0.5283	0.4452	0.3760	0.5283
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2579	0.0733	0.4137	0.2579	0.0733	0.4137	0.2579	0.0733	0.4137	0.2579	0.0733	0.4137	0.2579	0.0733	0.4137
14	0.3996	0.3308	0.5174	0.3996	0.3308	0.5174	0.3996	0.3308	0.5174	0.3996	0.3308	0.5174	0.3996	0.3308	0.5174
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2456	0.0688	0.4085	0.2456	0.0688	0.4085	0.2456	0.0688	0.4085	0.2456	0.0688	0.4085	0.2456	0.0688	0.4085
15	0.3799	0.2883	0.5084	0.3799	0.2883	0.5084	0.3799	0.2883	0.5084	0.3799	0.2883	0.5084	0.3799	0.2883	0.5084

	0.2531	0.0673	0.4058	0.2531	0.0673	0.4058	0.2531	0.0673	0.4058	0.2531	0.0673	0.4058	0.2531	0.0673	0.4058
24	0.4439	0.3628	0.5274	0.4439	0.3628	0.5274	0.4439	0.3628	0.5274	0.4439	0.3628	0.5274	0.4439	0.3628	0.5274
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2179	0.0618	0.4044	0.2179	0.0618	0.4044	0.2179	0.0618	0.4044	0.2179	0.0618	0.4044	0.2179	0.0618	0.4044
25	0.4580	0.3211	0.5267	0.4580	0.3211	0.5267	0.4580	0.3211	0.5267	0.4580	0.3211	0.5267	0.4580	0.3211	0.5267
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2410	0.0649	0.4130	0.2410	0.0649	0.4130	0.2410	0.0649	0.4130	0.2410	0.0649	0.4130	0.2410	0.0649	0.4130
26	0.5520	0.2445	0.4574	0.5520	0.2445	0.4574	0.5520	0.2445	0.4574	0.5520	0.2445	0.4574	0.5520	0.2445	0.4574
	0.9998	0.9997	0.9998	0.9998	0.9997	0.9998	0.9998	0.9997	0.9998	0.9998	0.9997	0.9998	0.9998	0.9997	0.9998
	0.7274	0.6354	0.7456	0.7274	0.6354	0.7456	0.7274	0.6354	0.7456	0.7274	0.6354	0.7456	0.7274	0.6354	0.7456
27	0.4050	0.1342	0.5466	0.4050	0.1342	0.5466	0.4050	0.1342	0.5466	0.4050	0.1342	0.5466	0.4050	0.1342	0.5466
	0.9998	0.9994	0.9997	0.9998	0.9994	0.9997	0.9998	0.9994	0.9997	0.9998	0.9994	0.9997	0.9998	0.9994	0.9997
	0.7446	0.4898	0.7596	0.7446	0.4898	0.7596	0.7446	0.4898	0.7596	0.7446	0.4898	0.7596	0.7446	0.4898	0.7596
28	0.3767	0.1296	0.4982	0.3767	0.1296	0.4982	0.3767	0.1296	0.4982	0.3767	0.1296	0.4982	0.3767	0.1296	0.4982
	0.9995	0.9987	0.9994	0.9995	0.9987	0.9994	0.9995	0.9987	0.9994	0.9995	0.9987	0.9994	0.9995	0.9987	0.9994
	0.6709	0.4702	0.7074	0.6709	0.4702	0.7074	0.6709	0.4702	0.7074	0.6709	0.4702	0.7074	0.6709	0.4702	0.7074
29	0.5826	0.3256	0.6519	0.5826	0.3256	0.6519	0.5826	0.3256	0.6519	0.5826	0.3256	0.6519	0.5826	0.3256	0.6519
	0.9999	0.9997	0.9999	0.9999	0.9997	0.9999	0.9999	0.9997	0.9999	0.9999	0.9997	0.9999	0.9999	0.9997	0.9999
	0.4464	0.1629	0.5191	0.4464	0.1629	0.5191	0.4464	0.1629	0.5191	0.4464	0.1629	0.5191	0.4464	0.1629	0.5191
30	0.4143	0.1116	0.5331	0.4143	0.1116	0.5331	0.4143	0.1116	0.5331	0.4143	0.1116	0.5331	0.4143	0.1116	0.5331
	0.9996	0.9988	0.9996	0.9996	0.9988	0.9996	0.9996	0.9988	0.9996	0.9996	0.9988	0.9996	0.9996	0.9988	0.9996
	0.6336	0.3323	0.7156	0.6336	0.3323	0.7156	0.6336	0.3323	0.7156	0.6336	0.3323	0.7156	0.6336	0.3323	0.7156
31	0.3957	0.0761	0.3645	0.3957	0.0761	0.3645	0.3957	0.0761	0.3645	0.3957	0.0761	0.3645	0.3957	0.0761	0.3645
	0.9998	0.9996	0.9997	0.9998	0.9996	0.9997	0.9998	0.9996	0.9997	0.9998	0.9996	0.9997	0.9998	0.9996	0.9997
	0.7785	0.5882	0.6672	0.7785	0.5882	0.6672	0.7785	0.5882	0.6672	0.7785	0.5882	0.6672	0.7785	0.5882	0.6672

32	0.3314	0.2306	0.4818	0.3314	0.2306	0.4818	0.3314	0.2306	0.4818	0.3314	0.2306	0.4818	0.3314	0.2306	0.4818
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2322	0.0617	0.3916	0.2322	0.0617	0.3916	0.2322	0.0617	0.3916	0.2322	0.0617	0.3916	0.2322	0.0617	0.3916
33	0.5926	0.4077	0.7467	0.5926	0.4077	0.7467	0.5926	0.4077	0.7467	0.5926	0.4077	0.7467	0.5926	0.4077	0.7467
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.7742	0.6463	0.7123	0.7742	0.6463	0.7123	0.7742	0.6463	0.7123	0.7742	0.6463	0.7123	0.7742	0.6463	0.7123
34	0.4668	0.1517	0.5457	0.4668	0.1517	0.5457	0.4668	0.1517	0.5457	0.4668	0.1517	0.5457	0.4668	0.1517	0.5457
	0.9998	0.9995	0.9998	0.9998	0.9995	0.9998	0.9998	0.9995	0.9998	0.9998	0.9995	0.9998	0.9998	0.9995	0.9998
	0.6054	0.3402	0.6556	0.6054	0.3402	0.6556	0.6054	0.3402	0.6556	0.6054	0.3402	0.6556	0.6054	0.3402	0.6556
35	0.3761	0.1295	0.4768	0.3761	0.1295	0.4768	0.3761	0.1295	0.4768	0.3761	0.1295	0.4768	0.3761	0.1295	0.4768
	0.9997	0.9989	0.9995	0.9997	0.9989	0.9995	0.9997	0.9989	0.9995	0.9997	0.9989	0.9995	0.9997	0.9989	0.9995
	0.7006	0.4223	0.7290	0.7006	0.4223	0.7290	0.7006	0.4223	0.7290	0.7006	0.4223	0.7290	0.7006	0.4223	0.7290

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

Lampiran 11

Hasil Inisialisasi klaster dengan menggunakan FCM

Inisialisasi Pusat Klaster Akhir dengan Menggunakan FCM															
Citra	1			2			3			4			5		
	R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B	R	G	B
1	1.0000	1.0000	1.0000	0.4749	0.3882	0.5740	0.2634	0.0771	0.4497	0.4749	0.3882	0.5740	0.4749	0.3882	0.5740
	0.2634	0.0771	0.4497	0.2634	0.0771	0.4497	0.4749	0.3882	0.5740	0.2634	0.0771	0.4497	0.2634	0.0771	0.4497
	0.4749	0.3882	0.5740	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
2	1.0000	1.0000	1.0000	0.2454	0.0677	0.4163	1.0000	1.0000	1.0000	0.2454	0.0677	0.4163	0.2454	0.0677	0.4163
	0.4462	0.3143	0.5184	0.4462	0.3144	0.5185	0.2454	0.0677	0.4163	1.0000	1.0000	1.0000	0.4462	0.3144	0.5185
	0.2454	0.0677	0.4163	1.0000	1.0000	1.0000	0.4462	0.3144	0.5185	0.4462	0.3144	0.5185	1.0000	1.0000	1.0000
3	0.5361	0.4517	0.6102	0.5373	0.4535	0.6126	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.5373	0.4535	0.6126
	0.3264	0.0979	0.5102	1.0000	1.0000	1.0000	0.5373	0.4535	0.6126	0.3233	0.0969	0.5095	0.3233	0.0969	0.5095
	1.0000	1.0000	1.0000	0.3233	0.0969	0.5095	0.3233	0.0969	0.5095	0.5373	0.4535	0.6126	1.0000	1.0000	1.0000
4	0.3919	0.3132	0.5152	0.2236	0.0605	0.4059	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.2236	0.0605	0.4059	0.2236	0.0605	0.4059	0.2236	0.0605	0.4059
	0.2236	0.0605	0.4059	0.3919	0.3132	0.5152	0.3919	0.3132	0.5152	0.3919	0.3132	0.5152	0.3919	0.3132	0.5152
5	0.4801	0.4041	0.5644	0.4801	0.4041	0.5644	0.4801	0.4041	0.5644	0.2864	0.0873	0.4550	0.4801	0.4041	0.5644
	0.2864	0.0873	0.4550	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	1.0000	1.0000	1.0000	0.2864	0.0873	0.4550	0.2864	0.0873	0.4550	0.4801	0.4041	0.5644	0.2864	0.0873	0.4550
6	0.2702	0.0794	0.4427	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.2638	0.0766	0.4395	0.4333	0.3608	0.5394
	0.4472	0.3807	0.5489	0.4333	0.3608	0.5394	0.4333	0.3608	0.5394	0.4333	0.3608	0.5394	1.0000	1.0000	1.0000
	1.0000	1.0000	1.0000	0.2638	0.0766	0.4395	0.2638	0.0766	0.4395	1.0000	1.0000	1.0000	0.2638	0.0766	0.4395
7	0.2821	0.0855	0.4555	1.0000	1.0000	1.0000	0.4879	0.4136	0.5589	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000

	1.0000	1.0000	1.0000	0.4879	0.4136	0.5589	0.2821	0.0855	0.4555	0.2821	0.0855	0.4555	0.4879	0.4136	0.5589
	0.4879	0.4136	0.5589	0.2821	0.0855	0.4555	1.0000	1.0000	1.0000	0.4879	0.4136	0.5589	0.2821	0.0855	0.4555
8	0.2699	0.0760	0.4496	0.4470	0.3741	0.5559	0.2699	0.0760	0.4496	0.4470	0.3741	0.5559	0.2699	0.0760	0.4496
	0.4470	0.3741	0.5559	0.2699	0.0760	0.4496	1.0000	1.0000	1.0000	0.2699	0.0760	0.4496	0.4470	0.3741	0.5559
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.4470	0.3741	0.5559	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
9	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.4502	0.3684	0.5346	0.2662	0.0792	0.4487	1.0000	1.0000	1.0000
	0.4502	0.3684	0.5346	0.2662	0.0792	0.4487	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.4502	0.3684	0.5346
	0.2662	0.0792	0.4487	0.4502	0.3684	0.5346	0.2662	0.0792	0.4487	0.4502	0.3684	0.5346	0.2662	0.0792	0.4487
10	0.4294	0.3536	0.5318	0.2299	0.0698	0.4114	1.0000	1.0000	1.0000	0.2299	0.0698	0.4114	0.2299	0.0698	0.4114
	0.2299	0.0698	0.4114	1.0000	1.0000	1.0000	0.4294	0.3536	0.5318	0.4294	0.3536	0.5318	1.0000	1.0000	1.0000
	1.0000	1.0000	1.0000	0.4294	0.3536	0.5318	0.2299	0.0698	0.4114	1.0000	1.0000	1.0000	0.4294	0.3536	0.5318
11	0.2363	0.0625	0.3900	1.0000	1.0000	1.0000	0.3603	0.2893	0.4913	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.3603	0.2893	0.4913	0.2363	0.0625	0.3900	0.2363	0.0625	0.3900	0.2363	0.0625	0.3900	0.2363	0.0625	0.3900
	1.0000	1.0000	1.0000	0.3603	0.2893	0.4913	1.0000	1.0000	1.0000	0.3603	0.2894	0.4913	0.3603	0.2893	0.4913
12	0.4270	0.3751	0.5260	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.4270	0.3751	0.5260	0.4270	0.3751	0.5260
	0.2623	0.0726	0.4197	0.4270	0.3751	0.5260	0.2623	0.0726	0.4197	0.2623	0.0726	0.4197	0.2623	0.0726	0.4197
	1.0000	1.0000	1.0000	0.2623	0.0726	0.4197	0.4270	0.3751	0.5260	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
13	0.2579	0.0733	0.4137	1.0000	1.0000	1.0000	0.4452	0.3759	0.5282	1.0000	1.0000	1.0000	0.4452	0.3759	0.5282
	1.0000	1.0000	1.0000	0.4452	0.3759	0.5282	1.0000	1.0000	1.0000	0.4452	0.3759	0.5282	1.0000	1.0000	1.0000
	0.4452	0.3759	0.5282	0.2579	0.0733	0.4137	0.2579	0.0733	0.4137	0.2579	0.0733	0.4137	0.2579	0.0733	0.4137
14	0.3989	0.3296	0.5170	0.3989	0.3296	0.5170	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.2455	0.0687	0.4084
	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.2455	0.0687	0.4084	0.3989	0.3296	0.5170	0.3989	0.3297	0.5170
	0.2455	0.0687	0.4084	0.2455	0.0687	0.4084	0.3989	0.3296	0.5170	0.2455	0.0687	0.4084	1.0000	1.0000	1.0000
15	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.2687	0.0736	0.4211	0.2687	0.0736	0.4210	0.3792	0.2866	0.5079
	0.2687	0.0736	0.4211	0.3792	0.2867	0.5080	1.0000	1.0000	1.0000	0.3792	0.2866	0.5079	0.2687	0.0736	0.4210

	0.3792	0.2867	0.5080	0.2687	0.0736	0.4211	0.3792	0.2867	0.5080	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
16	1.0000	1.0000	1.0000	0.4227	0.3616	0.5216	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2719	0.0769	0.4174	0.2719	0.0769	0.4174	0.4227	0.3616	0.5216	0.2719	0.0769	0.4174	0.4227	0.3616	0.5216
	0.4227	0.3616	0.5216	1.0000	1.0000	1.0000	0.2719	0.0769	0.4174	0.4227	0.3616	0.5216	0.2719	0.0769	0.4174
17	0.4011	0.3262	0.5031	0.2298	0.0665	0.4045	0.2298	0.0665	0.4045	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	1.0000	1.0000	1.0000	0.4011	0.3261	0.5031	1.0000	1.0000	1.0000	0.2298	0.0665	0.4045	0.4011	0.3262	0.5031
	0.2298	0.0665	0.4045	1.0000	1.0000	1.0000	0.4011	0.3262	0.5031	0.4011	0.3262	0.5031	0.2298	0.0665	0.4045
18	0.1749	0.0419	0.3574	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.1749	0.0419	0.3574	1.0000	1.0000	1.0000
	1.0000	1.0000	1.0000	0.3192	0.2671	0.4883	0.1749	0.0419	0.3574	0.3192	0.2671	0.4883	0.3192	0.2671	0.4883
	0.3192	0.2671	0.4883	0.1749	0.0419	0.3574	0.3192	0.2671	0.4883	1.0000	1.0000	1.0000	0.1749	0.0419	0.3574
19	0.2390	0.0704	0.3949	0.4606	0.4224	0.5491	1.0000	1.0000	1.0000	0.4607	0.4225	0.5491	0.2390	0.0704	0.3949
	0.4607	0.4225	0.5491	1.0000	1.0000	1.0000	0.2390	0.0704	0.3949	1.0000	1.0000	1.0000	0.4606	0.4224	0.5491
	1.0000	1.0000	1.0000	0.2390	0.0704	0.3949	0.4606	0.4224	0.5491	0.2390	0.0704	0.3949	1.0000	1.0000	1.0000
20	1.0000	1.0000	1.0000	0.4995	0.4514	0.5568	1.0000	1.0000	1.0000	0.2546	0.0721	0.4051	0.4995	0.4514	0.5568
	0.2546	0.0721	0.4051	1.0000	1.0000	1.0000	0.2546	0.0721	0.4051	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.4995	0.4514	0.5568	0.2546	0.0721	0.4051	0.4995	0.4514	0.5568	0.4995	0.4514	0.5568	0.2546	0.0721	0.4051
21	1.0000	1.0000	1.0000	0.2335	0.0638	0.3948	0.3297	0.2183	0.4805	1.0000	1.0000	1.0000	0.2335	0.0638	0.3948
	0.2335	0.0637	0.3948	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.2335	0.0637	0.3948	0.3297	0.2185	0.4805
	0.3297	0.2183	0.4805	0.3297	0.2185	0.4805	0.2335	0.0637	0.3948	0.3297	0.2183	0.4805	1.0000	1.0000	1.0000
22	0.4819	0.4325	0.5156	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.2410	0.0702	0.3914
	0.2410	0.0702	0.3914	0.2410	0.0702	0.3914	0.2410	0.0702	0.3914	0.2410	0.0702	0.3914	0.4819	0.4325	0.5156
	1.0000	1.0000	1.0000	0.4819	0.4325	0.5156	0.4819	0.4325	0.5156	0.4819	0.4325	0.5156	1.0000	1.0000	1.0000
23	0.2530	0.0672	0.4058	1.0000	1.0000	1.0000	0.2530	0.0672	0.4058	0.2530	0.0672	0.4058	0.2530	0.0672	0.4058
	0.4812	0.3621	0.5118	0.2530	0.0672	0.4058	0.4812	0.3621	0.5118	0.4812	0.3621	0.5118	1.0000	1.0000	1.0000
	1.0000	1.0000	1.0000	0.4812	0.3621	0.5118	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.4812	0.3621	0.5118

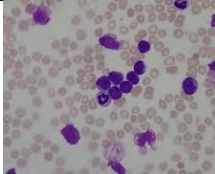


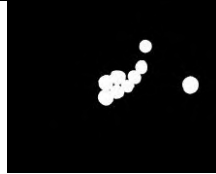
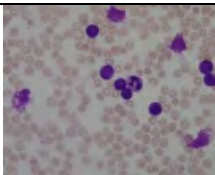
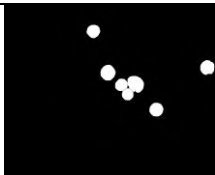
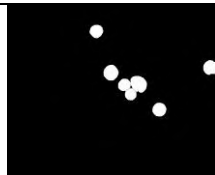
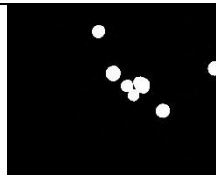
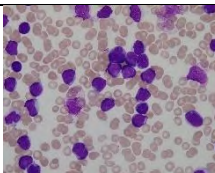

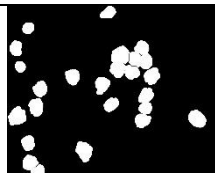

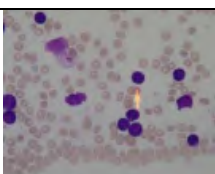
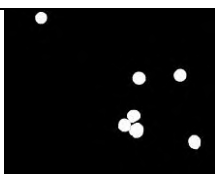
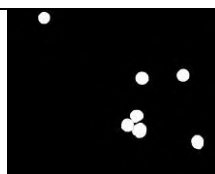
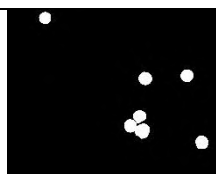
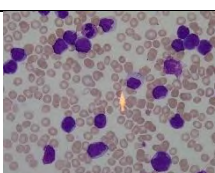
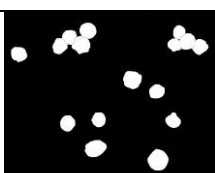
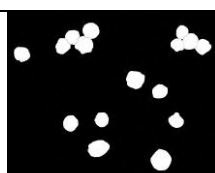
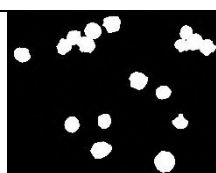
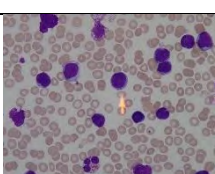

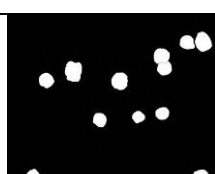
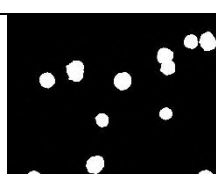
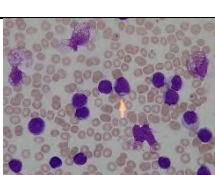
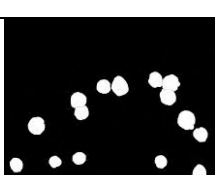


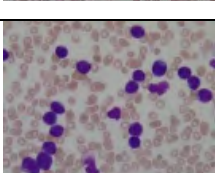


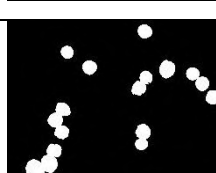
24	0.4435	0.3623	0.5273	0.4435	0.3623	0.5273	0.4435	0.3623	0.5273	1.0000	1.0000	1.0000	0.4435	0.3623	0.5273
	1.0000	1.0000	1.0000	0.2179	0.0617	0.4044	1.0000	1.0000	1.0000	0.4435	0.3623	0.5273	0.2179	0.0617	0.4044
	0.2179	0.0617	0.4044	1.0000	1.0000	1.0000	0.2179	0.0617	0.4044	0.2179	0.0617	0.4044	1.0000	1.0000	1.0000
25	0.4577	0.3206	0.5265	1.0000	1.0000	1.0000	0.2410	0.0649	0.4130	0.2410	0.0649	0.4130	0.2410	0.0649	0.4130
	1.0000	1.0000	1.0000	0.4577	0.3206	0.5265	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	0.2410	0.0649	0.4130	0.2410	0.0649	0.4130	0.4577	0.3206	0.5265	0.4577	0.3206	0.5265	0.4577	0.3206	0.5265
26	0.7277	0.6363	0.7461	0.7277	0.6363	0.7462	0.9998	0.9998	0.9998	0.9998	0.9998	0.9998	0.5521	0.2446	0.4576
	0.5521	0.2446	0.4576	0.9998	0.9998	0.9998	0.5521	0.2446	0.4576	0.5521	0.2446	0.4576	0.9998	0.9998	0.9998
	0.9998	0.9998	0.9998	0.5521	0.2446	0.4576	0.7277	0.6363	0.7461	0.7277	0.6363	0.7461	0.7277	0.6363	0.7462
27	0.7442	0.4894	0.7594	0.7442	0.4895	0.7594	0.4050	0.1342	0.5466	0.7442	0.4895	0.7594	0.4049	0.1342	0.5466
	0.4049	0.1342	0.5466	0.9998	0.9994	0.9997	0.7442	0.4895	0.7594	0.9998	0.9994	0.9997	0.7442	0.4894	0.7594
	0.9998	0.9994	0.9997	0.4050	0.1342	0.5466	0.9998	0.9994	0.9997	0.4050	0.1342	0.5466	0.9998	0.9994	0.9997
28	0.6704	0.4696	0.7071	0.9995	0.9987	0.9994	0.9995	0.9987	0.9994	0.6704	0.4696	0.7071	0.3766	0.1295	0.4981
	0.3766	0.1295	0.4981	0.6704	0.4696	0.7071	0.3766	0.1295	0.4981	0.3766	0.1295	0.4981	0.9995	0.9987	0.9994
	0.9995	0.9987	0.9994	0.3766	0.1295	0.4981	0.6704	0.4696	0.7071	0.9995	0.9987	0.9994	0.6704	0.4696	0.7071
29	0.5838	0.3280	0.6530	0.4469	0.1632	0.5197	0.5839	0.3282	0.6531	0.4470	0.1632	0.5198	0.4470	0.1632	0.5197
	0.9999	0.9997	0.9999	0.9999	0.9997	0.9999	0.9999	0.9997	0.9999	0.9999	0.9997	0.9999	0.5839	0.3281	0.6531
	0.4469	0.1632	0.5197	0.5838	0.3280	0.6530	0.4470	0.1632	0.5198	0.5839	0.3282	0.6531	0.9999	0.9997	0.9999
30	0.4141	0.1115	0.5330	0.6330	0.3315	0.7152	0.9996	0.9988	0.9995	0.4141	0.1115	0.5330	0.4141	0.1115	0.5330
	0.6330	0.3314	0.7152	0.9996	0.9988	0.9996	0.6330	0.3314	0.7152	0.6330	0.3315	0.7152	0.6330	0.3315	0.7152
	0.9996	0.9988	0.9995	0.4141	0.1115	0.5330	0.4141	0.1115	0.5330	0.9996	0.9988	0.9996	0.9996	0.9988	0.9996
31	0.9998	0.9996	0.9997	0.7785	0.5881	0.6671	0.3957	0.0761	0.3645	0.3957	0.0761	0.3645	0.7785	0.5881	0.6671
	0.7785	0.5881	0.6671	0.9998	0.9996	0.9997	0.7785	0.5881	0.6671	0.9998	0.9996	0.9997	0.9998	0.9996	0.9997
	0.3957	0.0761	0.3645	0.3957	0.0761	0.3645	0.9998	0.9996	0.9997	0.7785	0.5881	0.6671	0.3957	0.0761	0.3645
32	0.2313	0.0611	0.3911	0.2314	0.0611	0.3911	0.2313	0.0611	0.3911	0.3305	0.2274	0.4807	0.3305	0.2274	0.4807

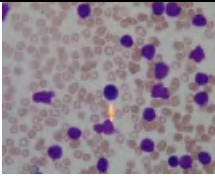
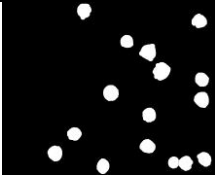
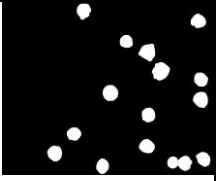
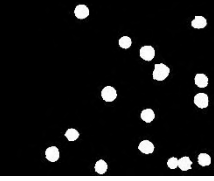
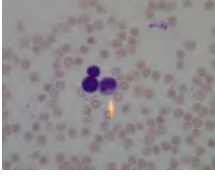
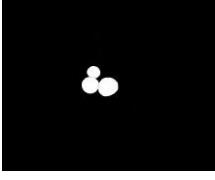
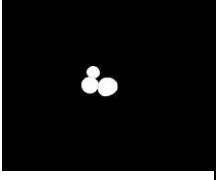
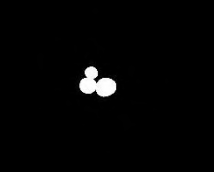
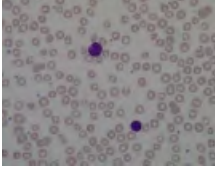
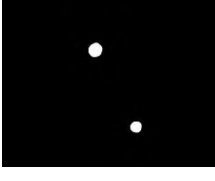
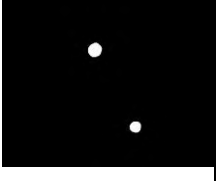
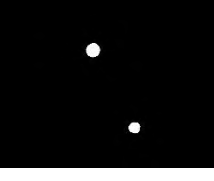
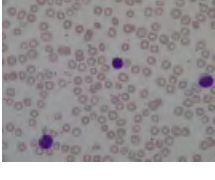
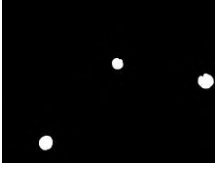
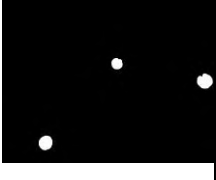
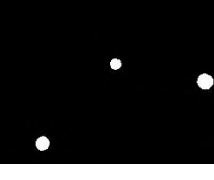
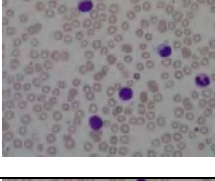
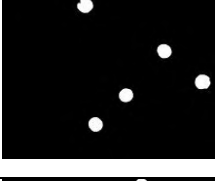
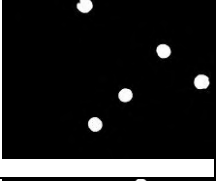

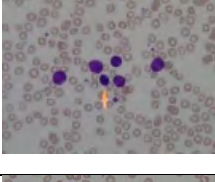
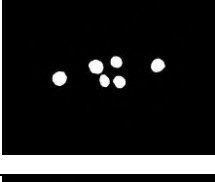
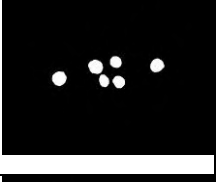
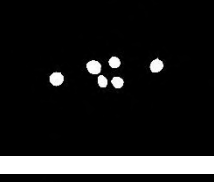
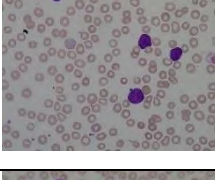
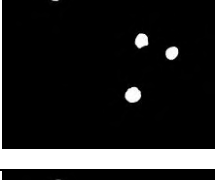
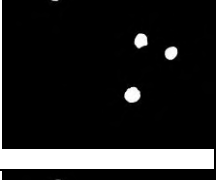
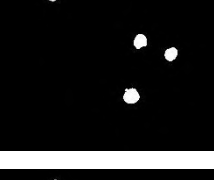
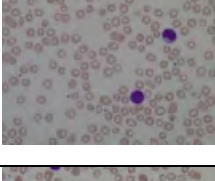
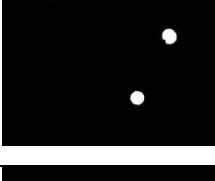
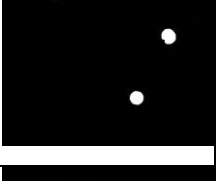
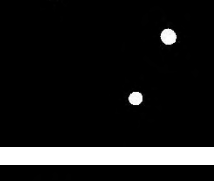
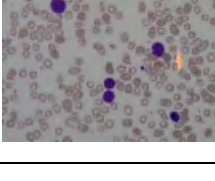
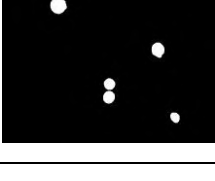
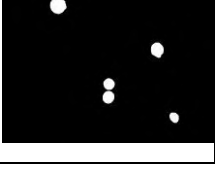
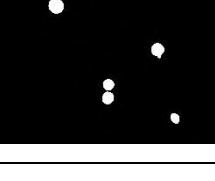
	0.3305	0.2274	0.4807	1.0000	1.0000	1.0000	0.3305	0.2274	0.4807	1.0000	1.0000	1.0000	0.2313	0.0611	0.3911
	1.0000	1.0000	1.0000	0.3306	0.2276	0.4807	1.0000	1.0000	1.0000	0.2313	0.0611	0.3911	1.0000	1.0000	1.0000
33	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.7744	0.6464	0.7121	1.0000	1.0000	1.0000
	0.7744	0.6464	0.7121	0.7744	0.6464	0.7121	0.7744	0.6464	0.7121	1.0000	1.0000	1.0000	0.5927	0.4078	0.7468
	0.5927	0.4078	0.7468	0.5927	0.4078	0.7468	0.5927	0.4078	0.7468	0.5927	0.4078	0.7468	0.7744	0.6464	0.7121
34	0.4665	0.1513	0.5455	0.6045	0.3389	0.6549	0.6045	0.3389	0.6549	0.9998	0.9995	0.9998	0.6045	0.3389	0.6549
	0.6045	0.3388	0.6548	0.4665	0.1513	0.5455	0.4665	0.1513	0.5455	0.6045	0.3389	0.6549	0.4665	0.1513	0.5455
	0.9998	0.9995	0.9998	0.9998	0.9995	0.9998	0.9998	0.9995	0.9998	0.4665	0.1513	0.5455	0.9998	0.9995	0.9998
35	0.9997	0.9989	0.9995	0.9997	0.9989	0.9995	0.3760	0.1295	0.4767	0.9997	0.9989	0.9995	0.7001	0.4217	0.7287
	0.7001	0.4217	0.7287	0.3760	0.1295	0.4767	0.9997	0.9989	0.9995	0.7001	0.4216	0.7287	0.3760	0.1295	0.4767
	0.3760	0.1295	0.4767	0.7001	0.4217	0.7287	0.7001	0.4217	0.7287	0.3760	0.1294	0.4767	0.9997	0.9989	0.9995

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

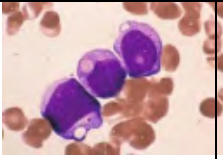
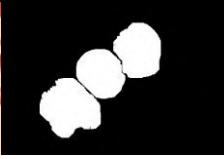
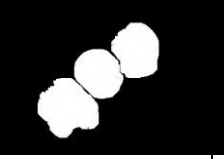
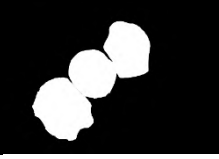
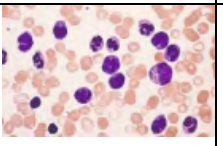
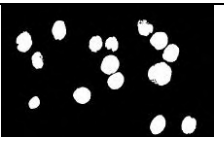
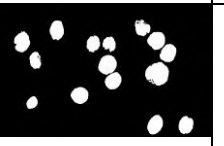
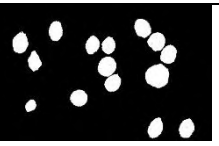
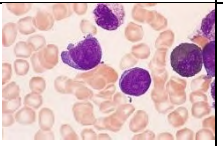


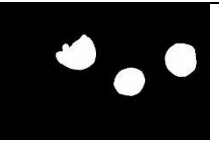
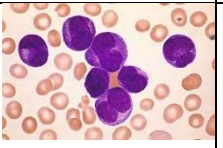
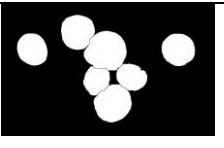
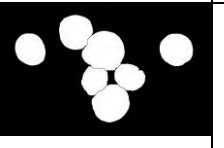
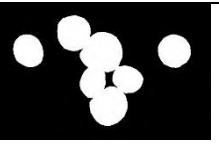
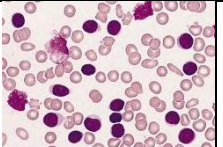
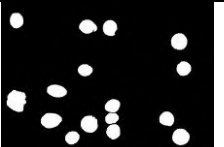
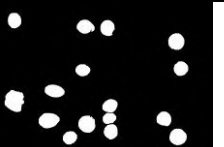
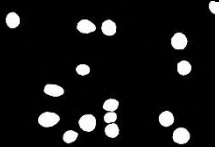

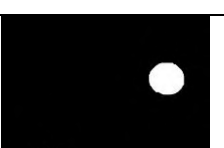

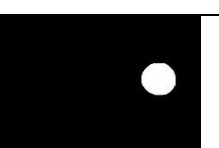




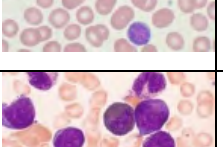
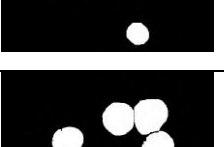
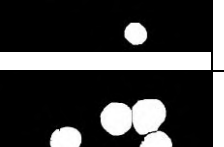
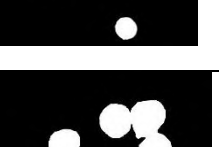
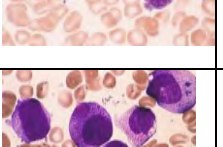



Lampiran 12

Hasil segmentasi sel darah putih

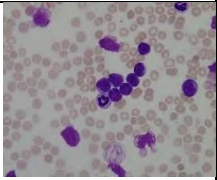
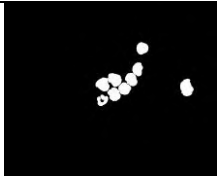
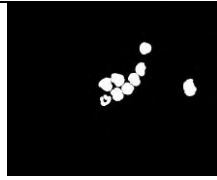
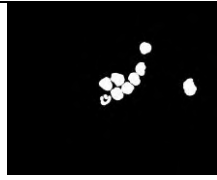
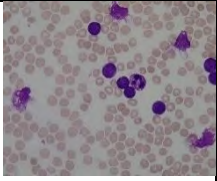
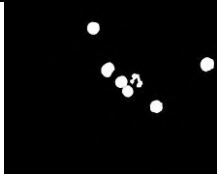
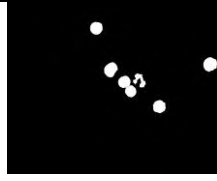
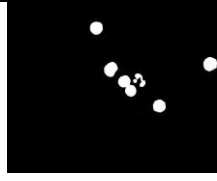
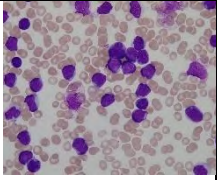
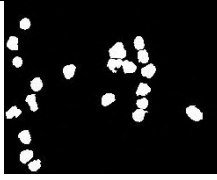


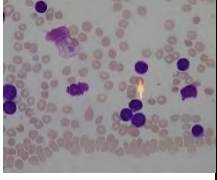
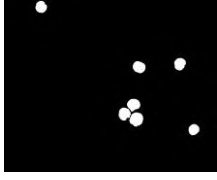
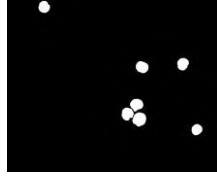
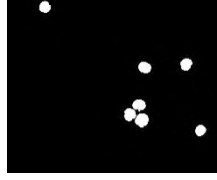
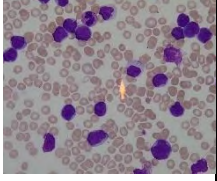
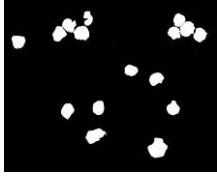
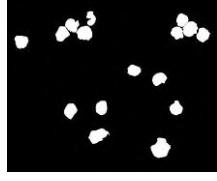
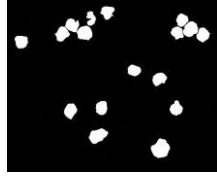
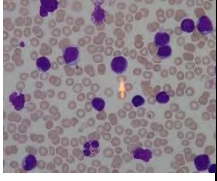

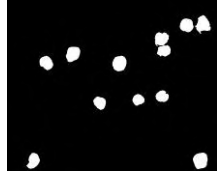
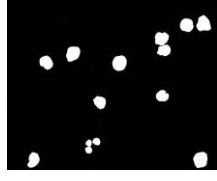
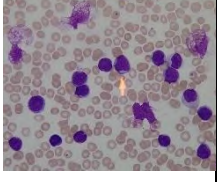



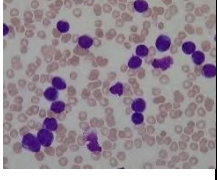



No	Citra Asli	FCM	IKVMT-FCM	<i>Grondrouth</i>
1				
2				
3				
4				
5				
6				
7				
8				

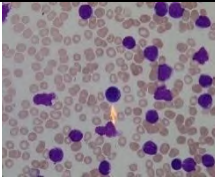
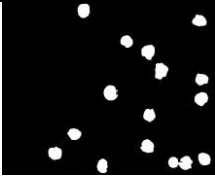
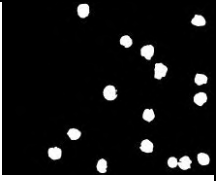
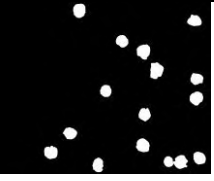
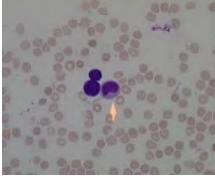
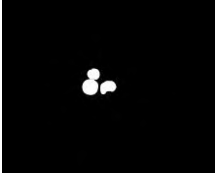
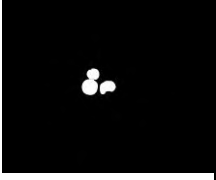
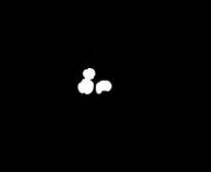
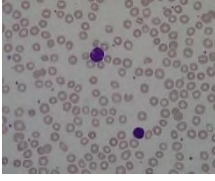
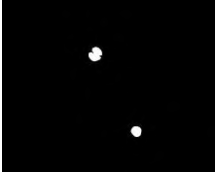
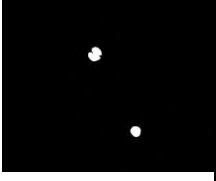
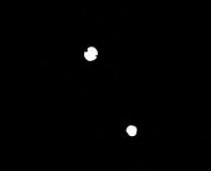
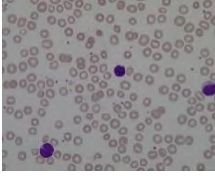

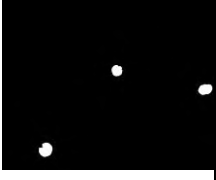

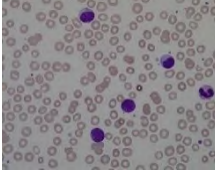



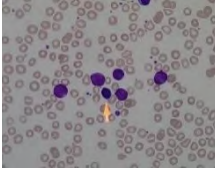
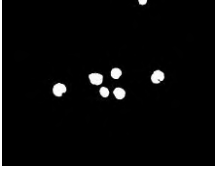
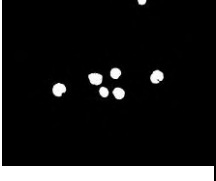
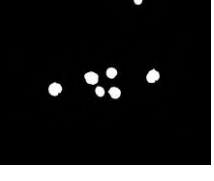
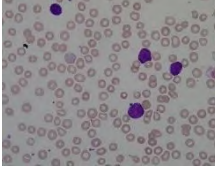
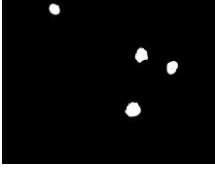
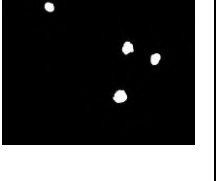

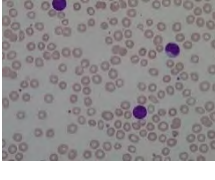
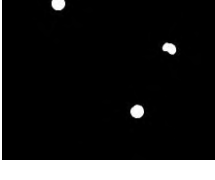
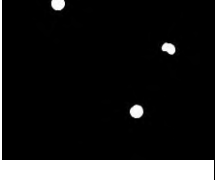

9				
10				
11				
12				
13				
14				
15				
16				
17				

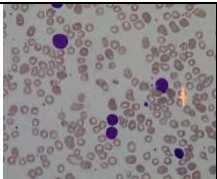
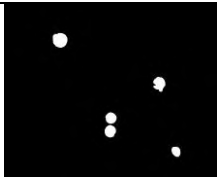
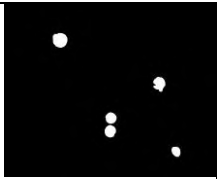
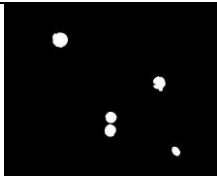
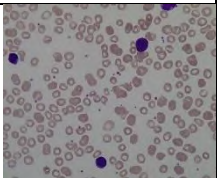
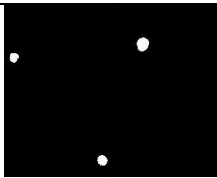
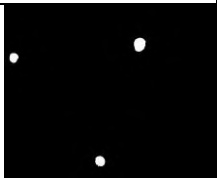
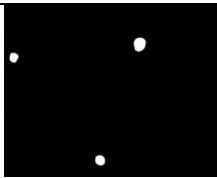
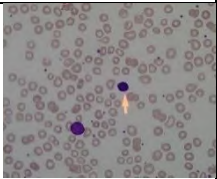
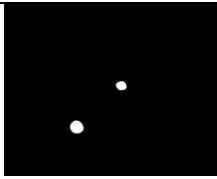
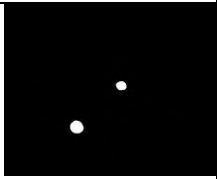
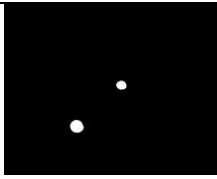
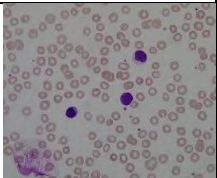
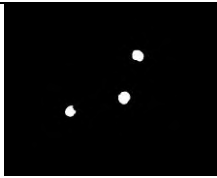
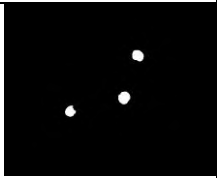
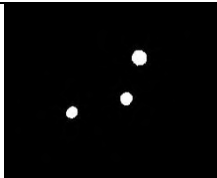
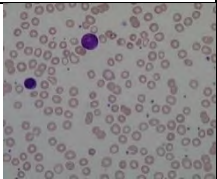

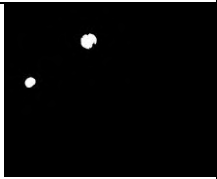
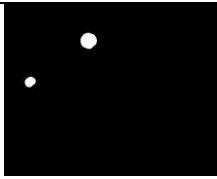
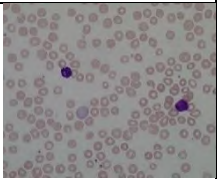
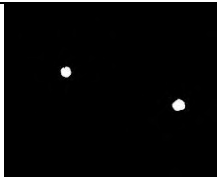
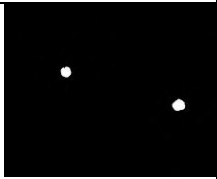
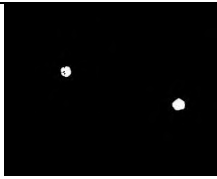
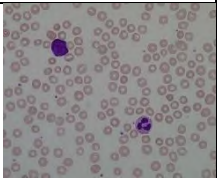
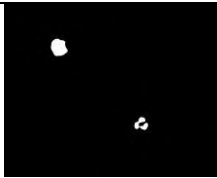
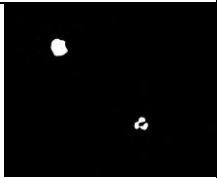
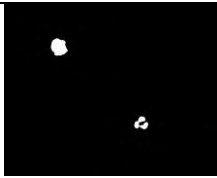
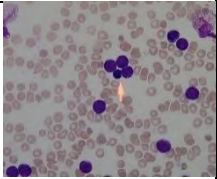
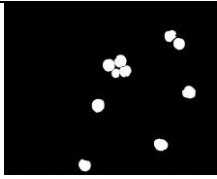
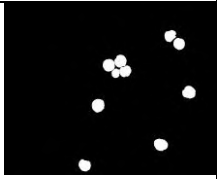
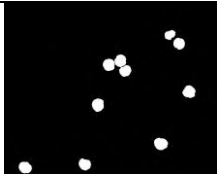
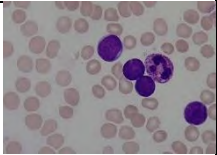
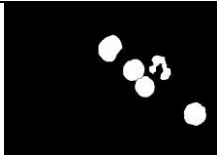


18				
19				
20				
21				
22				
23				
24				
25				
26				

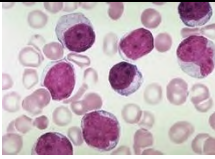



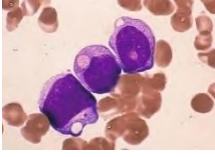
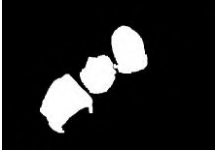


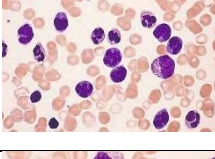



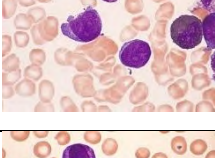



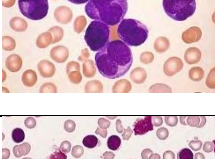



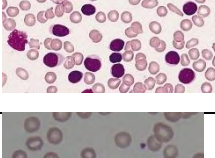
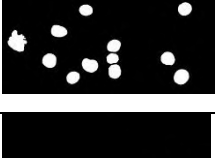






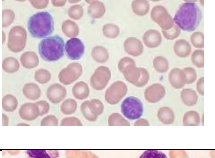


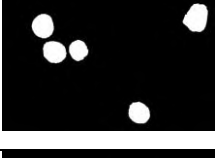
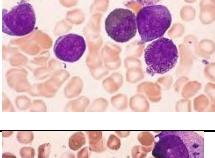



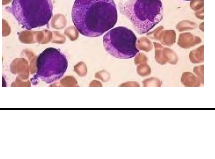

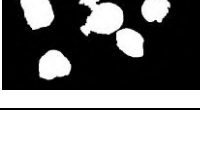

27				
28				
29				
30				
31				
32				
33				
34				
35				

Lampiran 13

No	Citra Asli	FCM	IKVMT-FCM	<i>Grondrout</i>
1				
2				
3				
4				
5				
6				
7				
8				

9				
10				
11				
12				
13				
14				
15				
16				

17				
18				
19				
20				
21				
22				
23				
24				
25				

26				
27				
28				
29				
30				
31				
32				
33				
34				
35				

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini menjelaskan tentang metode usulan yaitu inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi untuk segmentasi sel darah putih penyakit leukemia. Tujuan perancangan sistem dari penelitian ini adalah meningkatkan hasil segmentasi dan akurasi citra mikroskopis sel darah putih, sehingga dapat memperbanyak informasi fitur untuk pendeteksian penyakit leukemia. Dari hasil penelitian yang telah diambil kesimpulan dan saran sebagai pengembangan selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa

1. Penentuan ROI berdasarkan operasi morfologi dapat mereduksi noise akibat variasi pewarnaan, sehingga dapat mereduksi sebagian besar noise yang berada disekitar objek sel darah putih.
2. Pembersihan sel darah putih abnormal dan tepi berhasil mereduksi sel darah putih abnormal dan sel darah putih yang berada ditepi citra, sehingga menyisahkan sel darah putih normal (inti sel dan Sitoplasma).
3. Inisialisasi kluster berbasis varian maksimum ternormalisasi (IKVMT) berhasil meningkatkan akurasi dan efisiensi waktu segmentasi citra mikroskopis sel darah putih penyakit leukemia. IKVMT juga mampu mengatasi masalah pemberian nilai acak oleh *Fuzzy C-Means* yang sering terjebak dalam lokal optima. Hasil Segmentasi sel secara keseluruhan dengan rata-rata *relative area error* (RAE) mencapai 4.2807 dan *misclassification error* (ME) mencapai 0.6081 sedangkan segmentasi inti sel dengan rata-rata untuk keseluruhan citra adalah RAE mencapai RAE 3.85, ME 0.53. Untuk efisiensi waktu eksekusi rata-rata metode IKVMT mampu mengifisiensi waktu segmetansi dengan rata-rata berkisar antara 12.30 detik.
4. Penentuan sel darah putih berdasarkan hasil kluster mampu mereduksi sel abnormal yang tergabung dalam kluster sitoplasma atau noise yang memiliki bentuk seperti sel darah putih normal.

5.2 Saran

Saran yang didapatkan dari hasil pengujian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Perlu adanya penelitian lebih lanjut pada proses penentuan ROI menggunakan operasi morfologi, karena ada beberapa sitoplasma yang hilang akibat dari proses ini yang disebabkan struktur elemen yang tidak merata untuk seluruh citra.
2. Peningkatan parameter *roundness* (tingkat bulat) yang optimum mempertahankan objek yang hilang.
3. Karena data yang diklaster menggunakan dari hasil morfologi, maka noise yang hilang akan digantikan dengan nilai satu (*background*). Sehingga perlu adanya peningkatan inisialisasi klaster berbasis varian maksimum ternormalisasi Untuk dapat mereduksi dominasi pada salah satu varian data.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-daoud, M. B. (2007). A New Algorithm for Cluster Initialization. *International Journal of Computer, Information, Mechatronics, Systems Science and Engineering*, 1(4), 1026–1028.
- Aml, L., & Lockwood, B. W. (2015). Leukemia: AML, CML, ALL and CLL, (Cml).
- Chernov, V., Alander, J., & Bochko, V. (2015). Integer-based accurate conversion between RGB and HSV color spaces. *Computers & Electrical Engineering*, 46, 328–337. <http://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2015.08.005>
- Conference, I. I., & Processing, I. (2011). ALL-IDB: THE ACUTE LYMPHOBLASTIC LEUKEMIA IMAGE DATABASE FOR IMAGE PROCESSING Ruggero Donida Labati , Vincenzo Piuri , Fabio Scotti Università degli Studi di Milano , Department of Information Technology , 2045–2048.
- Fatichah, C. (2012). Acute Leukemia Diagnosis using Microscopic Image Segmentation and Differential Counting based on Fuzzy Morphology and Fuzzy Decision Tree, (September).
- Fatma, M. (2014). Leukemia Image Segmentation using K-Means Clustering and HSI Color Image Segmentation, 94(12), 6–9.
- Huang, D.-C., Hung, K.-D., & Chan, Y.-K. (2012). A computer assisted method for leukocyte nucleus segmentation and recognition in blood smear images. *Journal of Systems and Software*, 85(9), 2104–2118. <http://doi.org/10.1016/j.jss.2012.04.012>
- Jitpakdee, P. (n.d.). Image Clustering using Fuzzy-based Firefly Algorithm.
- Madhlom, H. T., Kareem, S. A., & Ariffin, H. (2012). An image processing application for the localization and segmentation of lymphoblast cell using peripheral blood images. *Journal of Medical Systems*, 36(4), 2149–2158. <http://doi.org/10.1007/s10916-011-9679-0>
- Moh, O., Mandava, R., & Ramachandram, D. (2009). Harmony Search-based Cluster Initialization for Fuzzy C-Means Segmentation of MR Images, 1–6.
- Putzu, L., Caocci, G., & Di, C. (2014). Artificial Intelligence in Medicine Leucocyte classification for leukaemia detection using image processing techniques. *Artificial Intelligence In Medicine*, 62(3), 179–191. <http://doi.org/10.1016/j.artmed.2014.09.002>
- Quadratullah, M. F. (2014). • *Statistika Terapan*. Penerbit Andi Yogyakarta. Yogyakarta.
- Sareen, K. K., Knopf, G. K., & Canas, R. (2011). Hierarchical data clustering approach for segmenting colored three-dimensional point clouds of building interiors. *Optical Engineering*, 50(7), 77003. <http://doi.org/10.1117/1.3599868>
- Scotti, F. (2006). Robust segmentation and measurements techniques of white cells

- in blood microscope images. *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, (April), 43–48. <http://doi.org/10.1109/IMTC.2006.235499>
- Sezgin, S. (2004). Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic Imaging*, 13(1), 220. <http://doi.org/10.1117/1.1631316>
- Smith, A. R. (1978). Color gamut transform pairs. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 12(3), 12–19. <http://doi.org/10.1145/965139.807361>
- Syamsya, A. M. (2000). MATEMATIKA MORFOLOGI UNTUK SEGMENTASI DAN ANALISIS CITRA_UG.pdf.
- Viswanathan, P. (2015). Fuzzy C Means Detection of Leukemia Based on Morphological Contour Segmentation. *Procedia Computer Science*, 58, 84–90. <http://doi.org/10.1016/j.procs.2015.08.017>
- Waleed Alomoush, Siti Norul Huda Sheikh Abdullah, Shanorbanun Sahran, R. I. H. (2014). Mri Brain Segmentation Via Hybrid Firefly. *Recognition, Pattern Science, Information Selangor, D E Lumpur, Kuala*, 61(1).
- Wang En-yong , Zhengpin Gou, Ai-min Miao, S. P., & Zhen-yang Niu, and X. S. (2009). *Recognition of Blood Cell Images Based on Color Fuzzy Clustering*.

BIOGRAFI PENULIS



Sarimuddin, dilahirkan di Masaloka, Bombana Sulawesi Tenggara pada 9 Januari 1985. Merupakan anak ketujuh dari delapan bersaudara. Penulis yang berdarah asli buton memulai kegiatan akademik tingkat dasar di SDN 1 Masaloka (sekarang SDN 13 Bombana). Kemudian lanjut jenjang sekolah menengah permata di SLTPN 1 Mawasangka (Buton

Tengah) dan kemudian melanjutkan ke SMAS Batara guru BAUBAU. Demi mengejar cita-cita menjadi tenaga IT penulis hijrah ke kota daeng (Makassar) dengan mengambil Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer Universitas Musilm Indonesia (UMI) Makassar. Sambil melanjutkan kuliah penulis bergabung dengan tim *programming* untuk pembuatan Aplikasi web dan desktop. Pada Tahun 2014, penulis mendapat kesempatan melanjutkan studi S2 di Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya, melalui jalur program beasiswa PraS2-S2 Saintek Dikti untuk menjadi staf pengajar dengan *homebase* di Universitas Negeri 19 Nopember (USN) Kolaka.

e-Mail : sarimuddin85@gmail.com